

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS  
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA  
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

**Programação da Produção em Ambientes de  
Manufatura Aditiva: análise do estado-da-arte e  
proposta de método de resolução**

**GABRIELA DALL'AGNOL**

**São Carlos  
Maio de 2023**

GABRIELA DALL'AGNOL

**Programação da Produção em Ambientes de Manufatura  
Aditiva: análise do estado-da-arte e proposta de método  
de resolução**

**Dissertação de Mestrado** apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da UFSCar como parte dos requisitos necessários para a obtenção do Título de Mestre em Engenharia de Produção.

Universidade Federal de São Carlos - UFSCar

Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia - CCET

Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção - PPGEP

Orientador: Prof. Dr. Roberto Fernandes Tavares Neto

São Carlos

Maio de 2023

---

GABRIELA DALL'AGNOL

Programação da Produção em Ambientes de Manufatura Aditiva: análise do estado-da-arte e proposta de método de resolução/ GABRIELA DALL'AGNOL. – São Carlos, Maio de 2023-

77 p. : il. (algumas color.) ; 30 cm.

Orientador: Prof. Dr. Roberto Fernandes Tavares Neto

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de São Carlos - UFSCar

Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia - CCET

Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção - PPGEP, Maio de 2023.

1. *Scheduling*. 2. Manufatura Aditiva. I. Prof. Dr. Roberto Fernandes Tavares Neto. II. Universidade Federal de São Carlos. III. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção. IV. Programação da Produção em Ambientes de Manufatura Aditiva: análise do estado-da-arte e proposta de método de resolução

CDU 02:141:005.7

---

GABRIELA DALL'AGNOL

**Programação da Produção em Ambientes de Manufatura  
Aditiva: análise do estado-da-arte e proposta de método  
de resolução**

**Dissertação de Mestrado** apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da UFSCar como parte dos requisitos necessários para a obtenção do Título de Mestre em Engenharia de Produção.

Trabalho aprovado. São Carlos, 05 de maio de 2023:

---

**Prof. Dr. Roberto Fernandes Tavares  
Neto**  
Orientador

---

**Prof. Dr. Fábio Molina da Silva**  
Convidado 1

---

**Prof<sup>a</sup> Dr<sup>a</sup> Débora Pretti Ronconi**  
Convidado 2

São Carlos  
Maio de 2023

*À minha mãe, Marizete,  
por ser minha maior inspiração.*

# Agradecimentos

À minha família, pelo privilégio que me foi dado de poder estudar e por nunca me abandonar nos momentos em que pensei em desistir. Aos meus amigos, que são minha família também e me ajudaram a superar os momentos difíceis vivenciados durante essa trajetória. Agradeço também ao meu orientador Roberto, pela paciência e dedicação dispendidos, e à CAPES pelo apoio financeiro para a realização deste trabalho de pesquisa.

*“Toda a nossa ciência, comparada com a realidade, é primitiva e infantil  
- e, no entanto, é a coisa mais preciosa que temos”  
(Albert Einstein)*

# Resumo

Com o avanço das tecnologias de produção e de materiais, atualmente é possível utilizar a Manufatura Aditiva (MA), também conhecida como impressão 3D, para a produção em grande escala de produtos acabados, com inúmeras vantagens, como alto nível de personalização, simplificação do chão de fábrica e entrega rápida. O sequenciamento da produção, conhecido como *Scheduling*, é um tema bastante consolidado em sua área de pesquisa, mas sua aplicação dentro de um ambiente de MA enfrenta questões específicas que ainda foram pouco exploradas pelos pesquisadores. O presente estudo realiza uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL) sobre o tema, a fim de identificar os principais modelos matemáticos, algoritmos adotados para sua solução e as características principais dos experimentos computacionais realizados. O ambiente considerado foi modelado matematicamente e, posteriormente, implementou-se uma solução heurística construtiva *multi-start* baseada no algoritmo GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*), a fim de resolver tal problema. A partir de instâncias geradas, seu desempenho foi avaliado por meio de experimentos computacionais. Os resultados mostraram que a heurística proposta conseguiu obter bons resultados em tempo computacional muito pequeno, além de alcançar uma baixa dispersão do gap, indicando uma alta repetibilidade da heurística implementada.

**Palavras-chaves:** Scheduling. Manufatura Aditiva. Heurísticas. Meta-heurísticas. Modelagem Matemática.



# Abstract

With the advancement of production technologies and materials, it is currently possible to use Additive Manufacturing (AM), also known as 3D printing, for the large-scale production of finished products, with numerous advantages, such as a high level of customization, simplification of factory floor and fast delivery. Production sequencing, known as *Scheduling*, is a well-established topic in his research area, but its application within an AM environment faces specific issues that have yet to be explored by researchers. The present study carries out a Systematic Literature Review (SLR) on the subject, in order to identify the main mathematical models, algorithms adopted for their solution and the main characteristics of the computational experiments carried out. The considered environment was mathematically modeled and, subsequently, a constructive heuristic solution *multi-start* based on the GRASP algorithm (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*) was implemented in order to solve this problem. From generated instances, its performance was evaluated through computational experiments. The results showed that the proposed heuristic managed to obtain good results in very little computational time, in addition to achieving a low gap dispersion, indicating a high repeatability of the implemented heuristic.

**Keywords:** Scheduling. Additive Manufacturing. Heuristics. Meta-heuristics. Mathematical Modeling.

# Lista de ilustrações

Figura 1 – Lote de coroas dentárias fabricadas por MA. . . . .	1
Figura 2 – Modelo conceitual do problema de <i>scheduling</i> em MA. . . . .	5
Figura 3 – Processo de modelagem. . . . .	9
Figura 4 – Esquema adotado para a RSL, baseado em Moher et al. (2009) . . . . .	12
Figura 5 – Número de artigos publicados por ano . . . . .	13
Figura 6 – Distribuição geográfica dos artigos. . . . .	13
Figura 7 – Número de artigos publicados por revista . . . . .	14
Figura 8 – Esquema de posicionamento do LBDB. . . . .	39
Figura 9 – Exemplo de construção de resposta. . . . .	42
Figura 10 – Comparação de resultados entre a heurística e o ótimo encontrado pelo modelo matemático . . . . .	45
Figura 11 – Análise da dispersão dos resultados da heurística proposta . . . . .	46
Figura 12 – Análise dos tempos computacionais necessários para a execução da heurística proposta (em segundos) . . . . .	48

# Lista de tabelas

Tabela 1 – Classificação das tecnologias de MA . . . . .	15
Tabela 2 – Categorização dos problemas de <i>Scheduling</i> em MA . . . . .	16
Tabela 3 – Categorização dos artigos quanto ao modelo e tecnologia de MA . . . . .	26
Tabela 4 – Categorização dos artigos quanto ao experimento computacional . . . . .	29
Tabela 5 – Índices . . . . .	33
Tabela 6 – Valores dos parâmetros de custo . . . . .	44
Tabela 7 – Comparação entre heurística e o ótimo encontrado pelo modelo matemático	46
Tabela 8 – Estatísticas descritivas dos dados referentes à análise de dispersão dos resultados da heurística proposta . . . . .	47
Tabela 9 – Estatísticas descritivas referentes aos tempos computacionais (em se- gundos) . . . . .	48

# Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>METODOLOGIA</b>	<b>7</b>
<b>3</b>	<b>REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA</b>	<b>11</b>
<b>3.1</b>	<b>Modelo PRISMA</b>	<b>11</b>
<b>3.2</b>	<b>Dados Bibliométricos</b>	<b>12</b>
<b>3.3</b>	<b>Tecnologias de MA</b>	<b>14</b>
<b>3.4</b>	<b>Análise de conteúdo</b>	<b>17</b>
<b>3.5</b>	<b>Discussão</b>	<b>26</b>
<b>4</b>	<b>FORMULAÇÃO DO PROBLEMA</b>	<b>32</b>
<b>4.1</b>	<b>Modelo matemático</b>	<b>33</b>
<b>5</b>	<b>OTIMIZANDO O <i>SCHEDULING</i> NA MA USANDO UM ALGORITMO BASEADO EM GRASP</b>	<b>37</b>
5.0.1	Fase de construção da solução	38
5.0.2	<i>Determinação da melhor solução</i>	42
<b>6</b>	<b>RESULTADOS E ANÁLISES</b>	<b>44</b>
<b>6.1</b>	<b>Geração de instâncias e ambiente de execução</b>	<b>44</b>
<b>6.2</b>	<b>Descrição da análise do algoritmo</b>	<b>44</b>
6.2.1	Validação do algoritmo em relação ao ótimo	45
6.2.2	Análise da dispersão dos resultados encontrados	46
6.2.3	Análise do tempo computacional requerido	47
<b>7</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS</b>	<b>49</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b>	<b>51</b>
	<b>ANEXO A – ARTIGO PUBLICADO</b>	<b>56</b>

# 1 Introdução

Introduzir melhorias tecnológicas no ambiente produtivo, como a Manufatura Aditiva (MA) também conhecida como Impressão 3D (I3D), pode ajudar no desempenho das organizações. A possibilidade de produzir peças com geometrias complexas em pequenas ou grandes quantidades, em tempo e custo aceitáveis, vem atraindo indústrias de vários segmentos, como por exemplo o aeroespacial, automotivo, de defesa e saúde (LI; KUCUKKOC; ZHANG, 2017).

Criada na década de 80 para a confecção rápida de protótipos, a MA é conhecida pelo processo de construir, camada por camada, certos tipos de materiais como polímeros, metal ou concreto a partir de um modelo computadorizado tridimensional. Com isso, através de uma ferramenta de projeto computadorizado (do inglês *Computer Aided Design* - CAD), para a produção de objetos de formas complexas, é possível produzir peças únicas sem o uso de qualquer ferramenta de corte ou moldes (CHERGUI; HADJ-HAMOU; VIGNAT, 2018; LUZON; KHMELNITSKY, 2019). As aplicações são diversas e incluem produtos acabados de aeronaves, restaurações dentárias, implantes médicos e peças automotivas (LUZON; KHMELNITSKY, 2019). A Figura 1 exemplifica um lote de coroas dentárias fabricadas pela manufatura aditiva.

Figura 1 – Lote de coroas dentárias fabricadas por MA.



Fonte: Luzon e Khmelnitsky (2019)

É crescente o número de trabalhos relacionados à MA em diversas áreas do conhecimento, pois as questões envolvidas no uso dessa tecnologia são consideradas de caráter multidisciplinar, envolvendo desafios relacionados à projeto, ciência de materiais, consumo de energia, gerenciamento de ciclo de vida, tecnologia de lasers, ciência da computação, gestão da cadeia de suprimentos e planejamento da produção (FERA et al., 2018).

No âmbito da Engenharia de Produção, a simplificação do fluxo do processo

produtivo proporcionada pela MA, em conjunto com a agilidade no *setup* da produção de peças com características diversas, viabiliza uma das maiores vantagens de sua utilização na indústria: a possibilidade de aumentar o *mix* e a personalização de produtos mantendo um baixo volume de produção. Com isso, inúmeros problemas enfrentados pela manufatura tradicional são eliminados, tais como a necessidade de produção e armazenamento de grandes lotes de produtos e gestão de cadeias de suprimentos complexas, aumentando a rentabilidade das empresas e a satisfação do cliente (LUZON; KHMELNITSKY, 2019; YILMAZ, 2020; RANSIKARBUM; PITAKASO; KIM, 2020).

O aumento da procura dos consumidores por produtos altamente customizados tem feito com que as empresas incluam a MA em seus processos, uma vez que a produção de diferentes objetos agora pode ser realizada por uma única impressora, apenas modificando o projeto do modelo CAD. As vantagens de alta customização de peças proporcionadas pela MA podem ser usadas, segundo Oh, Zhou e Behdad (2019), também para a produção em massa, com a ajuda de modelos de negócio conhecidos como *3D Printing on Demand* (3DPD) (em português Impressão 3D sob demanda), em que os pedidos chegam a todo momento nos centros de impressão.

Ainda que as pesquisas em torno dos problemas de *scheduling* em MA sejam recentes (em nossa busca, o primeiro artigo sobre o tema é de 2017), as tecnologias envolvendo máquinas aditivas evoluíram em ritmo considerável desde sua criação nos anos 80. O foco de origem da MA era o mercado de prototipagem rápida, que continua bastante consolidado. No entanto, com avanços significantes nas diferentes tecnologias de MA nos últimos anos, observou-se o surgimento de um mercado voltado para a impressão de produtos acabados ou prontos para consumo direto (ALOU; HADJ-HAMOU, 2021). No Brasil já existem algumas empresas que oferecem esse tipo de serviço (ex: EngiPrinters (2021), em que o cliente envia seu projeto e recebe a entrega da peça impressa em casa.

Respondendo às demandas de processos produtivos mais eficientes, percebe-se nos últimos anos uma grande expansão nos usos de variados tipos de materiais e de tecnologias de impressão, buscando uma maior produtividade, precisão e rapidez do processo. Atualmente, as tecnologias de I3D mais utilizadas pelo mercado para a produção de produtos acabados são *Selective Laser Melting* (SLM), *Laser Engineered Shaping* (LES), *Electron Beam Melting* (EBM) e *Power Bed Fusion* (PBF), esta última muito usada para produção de peças metálicas em indústrias dos setores de aeronáutica, automotivo e de defesa (KUCUKKOC, 2019). Uma apresentação mais detalhada de tais tecnologias está presente na Seção 3.3.

A partir do momento que a MA passa a ser uma tecnologia madura o suficiente para ser adotada na indústria com a finalidade de aumentar a competitividade, questões sobre planejamento, programação e sequenciamento passam a ter caráter importante para integrar de maneira assertiva essa nova tecnologia dentro do sistema produtivo. Desde o

início da pesquisa envolvendo MA, vários problemas relacionados à engenharia de produto, de processo e gestão da produção foram tratados e enfrentados pelos pesquisadores. (FERA et al., 2018). Contudo, em muitos casos, o planejamento da produção e a programação e sequenciamento das impressões ainda são feitos de maneira intuitiva e não sistematizada pelos profissionais, que contam apenas com sua experiência para executar essa complexa tarefa, resultando em processos que podem ser aprimorados em termos de tempo e otimização de recursos (RANSIKARBUM et al., 2017; ANTON et al., 2020). A importância de estudos voltados para a otimização do processo produtivo em um ambiente contendo impressoras 3D se faz clara frente a tais dificuldades.

A Pesquisa Operacional (PO) contempla um conjunto de técnicas exatas e aproximadas que permitem a elaboração do planejamento e programação de operações em sistemas produtivos, envolvendo temas como, roteamento de veículos, corte e empacotamento e *scheduling* (ARENALES et al., 2007). O problema de *scheduling* é definido pela alocação de recursos, que podem ser máquinas, equipes, unidades de processamento, para executar determinadas tarefas em certo período de tempo, visando otimizar um ou mais objetivos de desempenho, como minimizar o tempo de conclusão da última tarefa ou minimizar o número de tarefas atrasadas (BAKER, 2009; PINEDO, 2016)

No âmbito da MA, o problema de *scheduling* lida com algumas questões mais específicas. A fim de conciliar a característica de flexibilidade da produção com os altos custos unitários dos objetos produzidos no âmbito da I3D, tem-se o problema de formação de lotes respeitando a geometria das peças no qual, dependendo da suas características, como altura, volume e área, um lote pode ter seu tempo de processamento e custos relacionados alterado. Além disso, a utilização de máquinas aditivas com especificações diferentes (como tempo de pré/pós-processamento, capacidade, custo de material, entre outros), também tem impacto no problema de *scheduling* da produção envolvendo I3D. A decisão de qual a melhor combinação e posicionamento das peças a serem impressas, em qual máquina e em que momento serão produzidas é uma extensão dos problemas de corte e empacotamento, considerado como um problema combinatório NP-Difícil (ARAUJO et al., 2019; CHE et al., 2021; ALOUI; HADJ-HAMOU, 2021; ALICASTRO et al., 2021). Independentemente da tecnologia de MA empregada, definir a melhor combinação e posicionamento das peças a serem impressas em cada lote de trabalho, ao mesmo tempo em que se otimizam alguns indicadores de desempenho é considerada uma tarefa muito complexa.

Os primeiros artigos científicos que exploraram o problema de sequenciamento da produção em MA sob a ótica do PCP e trazendo modelos matemáticos e/ou propostas de solução, segundo as buscas feitas para o presente estudo, foram publicados em 2017 (LI; KUCUKKOC; ZHANG, 2017; RANSIKARBUM et al., 2017). Tais artigos focaram em propor matematicamente o problema, além de testar soluções heurísticas e modelos de

suporte à decisão.

A Figura 2 mostra como esse problema é caracterizado considerando dois cenários distintos: em a) as partes não são posicionadas por um algoritmo de *nesting*, ou seja, a escolha das peças a serem impressas é feita a partir de um critério pré definido; Já em b) é levado em consideração o posicionamento das partes a fim de que o espaço de impressão seja otimizado, minimizando os espaços em branco. A questão principal a ser tratada é que diferentes combinações de partes, com alturas e tamanhos diferentes, e suas orientações, podem gerar lotes com alturas, áreas de impressão e estruturas de suporte diferentes, fatores que impactam diretamente no tempo e custo do processo como um todo (LI; KUCUKKOC; ZHANG, 2017; RANSIKARBUM et al., 2017; CHE et al., 2021).

Levando em consideração a crescente utilização de impressoras 3D no ambiente produtivo tanto em pequena, média e grande escala, esse cenário tende a ficar ainda mais complexo. Cada vez mais é necessário lidar com uma alta demanda de partes e muitas máquinas aditivas disponíveis para alocação dos trabalhos, às vezes distintas entre si com relação a alguns indicadores, como por exemplo, tempo de entrega. Dados tais desafios e a necessidade de soluções rápidas o suficiente para que os gestores tomem suas decisões de maneira mais assertiva possível, diversos autores da área propuseram modelos matemáticos para descrever esses casos específicos e algoritmos rápidos para solucionar os problemas.

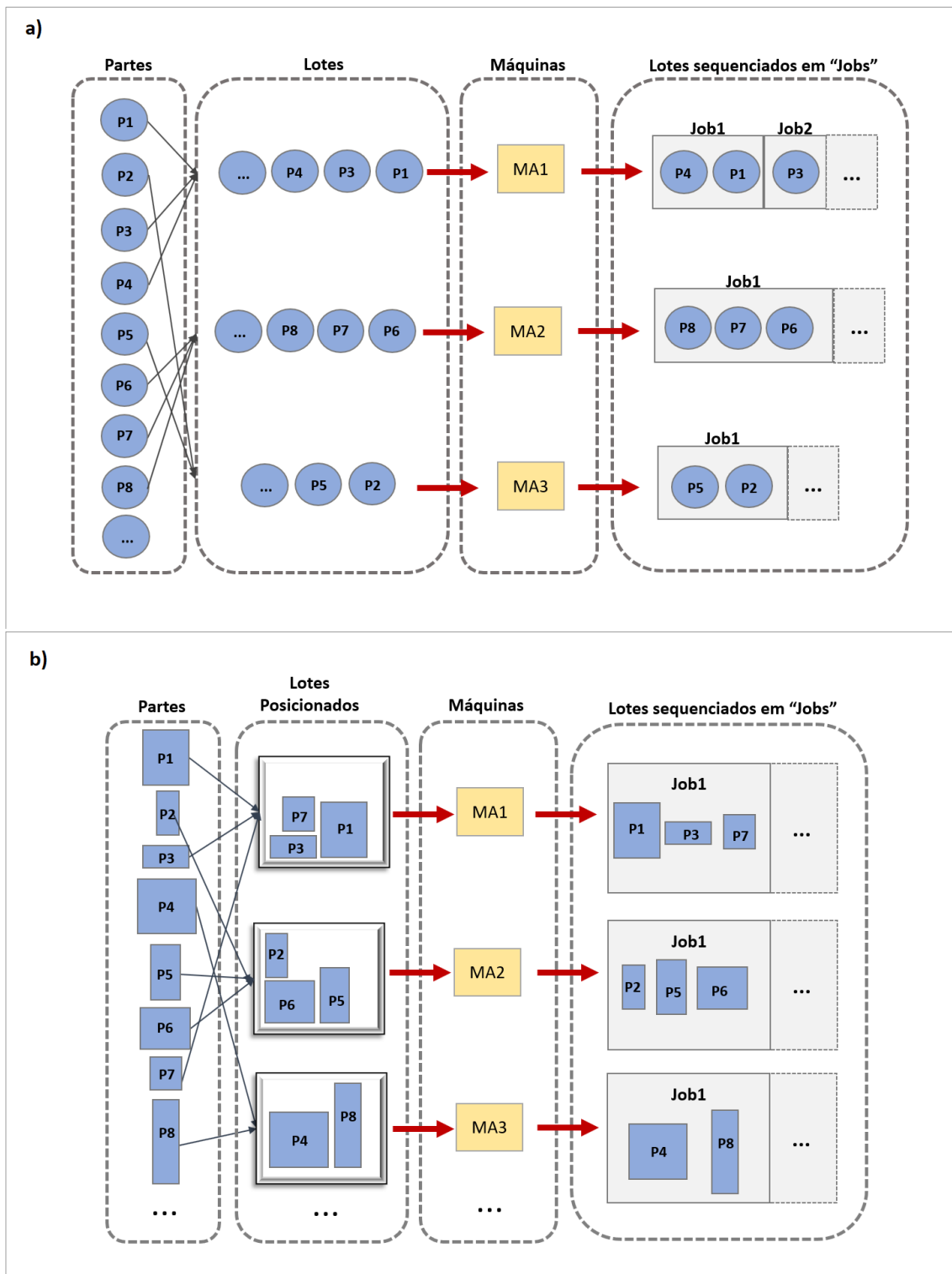
Buscas iniciais na literatura acerca de artigos voltados para a resolução de problemas de *scheduling* em MA revelaram que a literatura é extremamente recente e repleta de lacunas para futuros esforços. O grande número de características particulares à cada tipo de tecnologia de impressão, que impactam diretamente na resolução do problema, indica que existem oportunidades não exploradas para o desenvolvimento de modelos matemáticos ainda inéditos da literatura de *scheduling* em MA. Para além da modelagem matemática, alguns autores da área, como Aloui e Hadj-Hamou (2021), apontam a necessidade de aprimoramento dos experimentos computacionais executados, indicando a necessidade de que novos trabalhos forneçam evidências mais robustas na comparação de diferentes algoritmos para essa classe de problemas de otimização.

Nesse cenário, o presente trabalho tem como objetivo analisar como o *scheduling* em ambientes de MA vem sido tratado na literatura. Adicionalmente, é proposto um algoritmo para realizar a programação de tarefas em ambientes de MA contendo uma única máquina. Para cumprir tal objetivo, foram cumpridos os seguintes objetivos específicos:

- Realizar uma revisão sistemática da literatura já existente sobre o tema para identificar quais as principais técnicas já utilizadas ao abordar o problema de *scheduling* na MA, em termos de modelagem matemática e propostas de solução;
- Escolha de um modelo matemático para validação computacional da heurística a ser desenvolvida;



Figura 2 – Modelo conceitual do problema de *scheduling* em MA.



Fonte: Adaptado de Kucukkoc (2019)

- Implementação de um algoritmo otimizador que permita, com baixo uso de recursos computacionais, a realização do *scheduling* em ambientes de MA com uma única máquina.

O documento está organizado da seguinte maneira. A Seção 1 apresenta uma breve introdução sobre o tema de *scheduling* em MA. Na Seção 2, a metodologia utilizada para a execução do trabalho é detalhada. A Revisão Sistemática da Literatura é apresentada na Seção 3, trazendo seu planejamento, dados bibliométricos, uma breve descrição das tecnologias de MA e, por fim, a análise de conteúdo e discussão de 27 artigos. A seguir, o problema escolhido a ser trabalhado é definido e formulado na seção 4 e os algoritmos desenvolvidos para a sua proposta de solução são apresentados na seção 5. Os resultados e as análises dos experimentos computacionais executados para avaliar a performance dos algoritmos estão presentes na seção 6. O documento é finalizado na seção 7 trazendo as considerações finais, limitações e próximos passos. O Apêndice 1 trás o artigo publicado na revista Gestão Produção com a RSL.

## 2 Metodologia

A seção a seguir descreve as diretrizes metodológicas utilizadas para a elaboração do trabalho, que tem como objetivo propor nova solução para o problema de scheduling em MA, tema que é consideravelmente novo na literatura e ainda apresenta algumas lacunas para melhoria dessas abordagens. A fim de nortear o rigor metodológico aqui empregado, algumas definições serão apresentadas.

Segundo [Morabito e Pureza \(2012\)](#), a gestão de sistemas produtivos passa naturalmente por decisões que remetem à atividades desenvolvidas em níveis diferentes de planejamento, ou seja, em nível estratégico, tático e operacional, em que tais decisões são tomadas em horizontes de longo, médio e curto prazo, respectivamente. Decidir o quanto, o que e quando produzir, por exemplo, são decisões que impactam diretamente na complexidade do planejamento, dependendo dos objetivos de desempenho das empresas e das restrições de recursos, capacidade e tempo. ([MORABITO; PUREZA, 2012](#)).

A fim de tomar decisões de maneira a otimizar os escassos recursos disponíveis e garantir o bom desempenho da produção, é necessário que os gestores entendam o funcionamento de seus sistemas em detalhe, mapeando suas características e identificando possíveis fragilidades e/ou futuras oportunidades de melhoria, tarefa que geralmente é realizada com a ajuda de modelos, dada a necessidade de uma abordagem sistematizada para tal ([MORABITO; PUREZA, 2012](#)).

Considerando um problema complexo a ser resolvido em um ambiente produtivo, há a necessidade de que os modelos utilizados sejam quantitativos, nos quais algumas variáveis mensuráveis como tempo de processamento, custos totais, prazos de entrega, entre outros, quando são definidas, impactam diretamente na solução do problema, fenômeno que pode ser observado por meio de uma função objetivo. [Morabito e Pureza \(2012\)](#) afirmam que os modelos quantitativos descrevem os sistemas por meio de linguagem matemática e computacional e utilizam de técnicas analíticas (matemáticas e estatísticas) e experimentais (simulação), para avaliar o impacto nos resultados de diferentes decisões tomadas no sistema. Esta abordagem é característica de uma pesquisa de natureza quantitativa e será a escolhida para a elaboração deste trabalho, devido às características do problema de *scheduling* em MA.

A metodologia a ser empregada no presente estudo leva como base a classificação da modelagem quantitativa em gestão de produção definida por [Bertrand e Fransoo \(2002\)](#). Os autores a classificam em quatro classes distintas:

- **Axiomática normativa:** com foco em modelos de problemas idealizados, busca

fornecer novas soluções para esses problemas, fazendo uso de técnicas estatísticas e de ciência da computação;

- **Axiomática descritiva:** com foco em modelos idealizados, busca analisar modelos quantitativos para entender o processo modelado e explicar suas características, descrevendo o comportamento do sistema;
- **Empírica normativa:** com foco em modelos que descrevem situações reais, busca fornecer novas soluções para esses problemas, fazendo uso de técnicas estatísticas e de ciência da computação;
- **Empírica descritiva:** com foco em modelos que descrevem situações reais, busca analisar modelos quantitativos para entender o processo modelado e explicar suas características, descrevendo o comportamento do sistema.

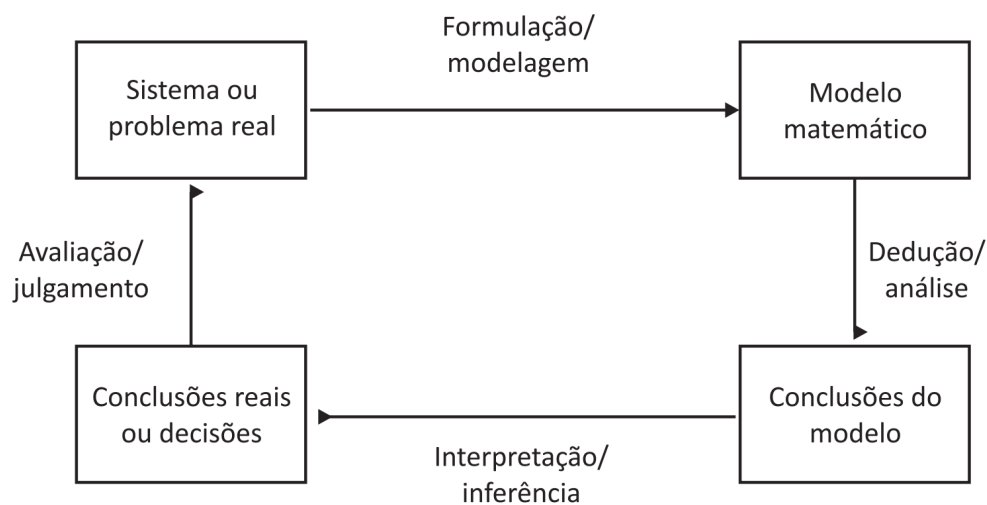
Segundo essa classificação, o presente estudo pode ser definido como uma pesquisa axiomática normativa, pois busca propor novas estratégias a fim de melhorar as soluções encontradas na literatura para o problema de *scheduling* em MA, considerando que o modelo matemático já foi proposto anteriormente e os dados serão gerados e não observados.

Ainda com relação ao delineamento de pesquisa, outra classificação adotada na Engenharia de Produção e Gestão de Operações foi definida por [Nakano \(2012\)](#):

- **Levantamento tipo *survey*:** coleta de dados por meio de um único instrumento, geralmente um questionário, aplicado a uma grande população, e uso de métodos estatísticos para sua análise;
- **Estudo de Caso:** análise profunda de um objeto de estudo, com a obtenção de dados por meio de vários instrumentos e com interação entre objeto pesquisado e pesquisador;
- **Modelagem:** uso de técnicas matemáticas para descrever um sistema de produção;
- **Simulação:** uso de técnicas computacionais para simular o funcionamento de sistemas de produção;
- **Estudo de campo:** outros métodos de pesquisa ou a presença de dados de campo, sem estruturação formal do método de pesquisa;
- **Experimento:** estuda a relação de causalidade entre variáveis de um sistema de produção, sob condições controladas pelo pesquisador;
- **Teórico/conceitual:** discute conceitualmente um tema a partir do estudo da literatura existente.

A Modelagem e Simulação é considerado um delineamento de pesquisa muito comum em estudos de programação da produção, principalmente em se tratando de ambientes complexos e dinâmicos. Segundo [Arenales et al. \(2007\)](#), é possível extrair as regras existentes em ambientes produtivos por meio de modelagem matemática, a partir de análise, inferência e julgamento. Assim, técnicas matemáticas, estatísticas e de computação podem ser usadas para validar os resultados que os modelos encontram. A Figura 3 descreve o processo de modelagem matemática para a resolução de um problema quantitativo.

Figura 3 – Processo de modelagem.



Fonte: [Arenales M.; Armentano \(2007\)](#)

Com base em busca prévia realizada na literatura da área e, considerando a classificação de [Nakano \(2012\)](#) aqui apresentada, observa-se que a metodologia adotada para a confecção deste trabalho será Modelagem e Simulação.

Para alcançar o objetivo proposto, a presente pesquisa identificou diversas lacunas na literatura de *scheduling* em MA, que é razoavelmente recente, dados os avanços tecnológicos que permitiram aplicações de larga escala da I3D com resultados encorajadores para a qualidade dos produtos acabados. Buscando as oportunidades relatadas na literatura, esse projeto oferece os seguintes objetivos específicos.

1. Realizar uma revisão sistemática de literatura sobre o tema de *Scheduling* em Manufatura Aditiva, com foco em modelagem matemática e propostas de solução utilizando algoritmos rápidos;
2. Escolher um problema já trabalhado por um ou mais autores incluídos na revisão de literatura e descreve-lo, incluindo sua modelagem matemática;
3. Desenvolver um algoritmo que permita a programação da produção em ambientes de M.A., em que a demanda de peças é estática, os tempos de processamento são determinísticos e os tempos de *setup* são independentes. Além disso, serão

considerados apenas ambientes de máquinas paralelas idênticas e a avaliação de desempenho será feita por meio da minimização do *makespan*;

4. Verificar, através de experimentos computacionais, a adequabilidade desse algoritmo quando analisado em conjunto com o modelo matemático definido previamente.

Como contribuição principal desse trabalho tem-se, primeiramente, a realização de uma varredura sistematizada do estado da arte no que tange o problema de *scheduling* em MA, reunindo diversas características da modelagem/formulação do problema e das propostas de solução apresentadas pelos autores, para que as possíveis lacunas sejam identificadas e futuramente exploradas. Além disso, o presente estudo contribui com uma nova proposta de solução para o problema, utilizando instâncias geradas e realizando experimentos computacionais para verificar sua eficácia, com foco nos valores da função objetivo e tempos computacionais.

## 3 Revisão Sistemática da Literatura

### 3.1 Modelo PRISMA

Com a finalidade de orientar as etapas de busca, seleção e análise dos trabalhos, foi utilizado o Método PRISMA, proposto por [Moher et al. \(2009\)](#), que aplica um fluxo de seleção de artigos contendo 4 fases: Identificação, Triagem, Elegibilidade e Inclusão. Seguindo esse método, o primeiro passo é definir quais bases de dados e strings de busca serão utilizadas.

Três bases de dados foram escolhidas para a busca dos artigos. A primeira, *Engineering Village*, foi escolhida por se tratar de uma plataforma de busca que dá acesso a bancos de dados de artigos e patentes focados em pesquisa na área de engenharia (Elsevier, 2020). Posteriormente, as bases *Web Of Science e Scielo* foram selecionadas por indexarem artigos de áreas multidisciplinares e serem consideradas umas das maiores e mais usadas bases de dados para estudos bibliométricos (Marsilio et al., 2011).

A *string* de busca foi definida como **"additive manufacturing" AND scheduling**, pois o foco da pesquisa é encontrar trabalhos que tratam de maneira simultânea do problema de sequenciamento da produção envolvendo tecnologias de MA. Durante uma análise inicial das buscas, observou-se a existência de diversas pesquisas que focam apenas no subproblema de *nesting* (aninhamento das peças). Foi possível notar que, nessas pesquisas, há um desacoplamento entre a programação da produção e o posicionamento das peças (ex: ver Bennel e Oliveira, 2008). Como o presente trabalho se foca na integração entre a programação da produção e o posicionamento de peças, trabalhos cujo foco é apenas em problemas de *nesting* não são considerados para análise.

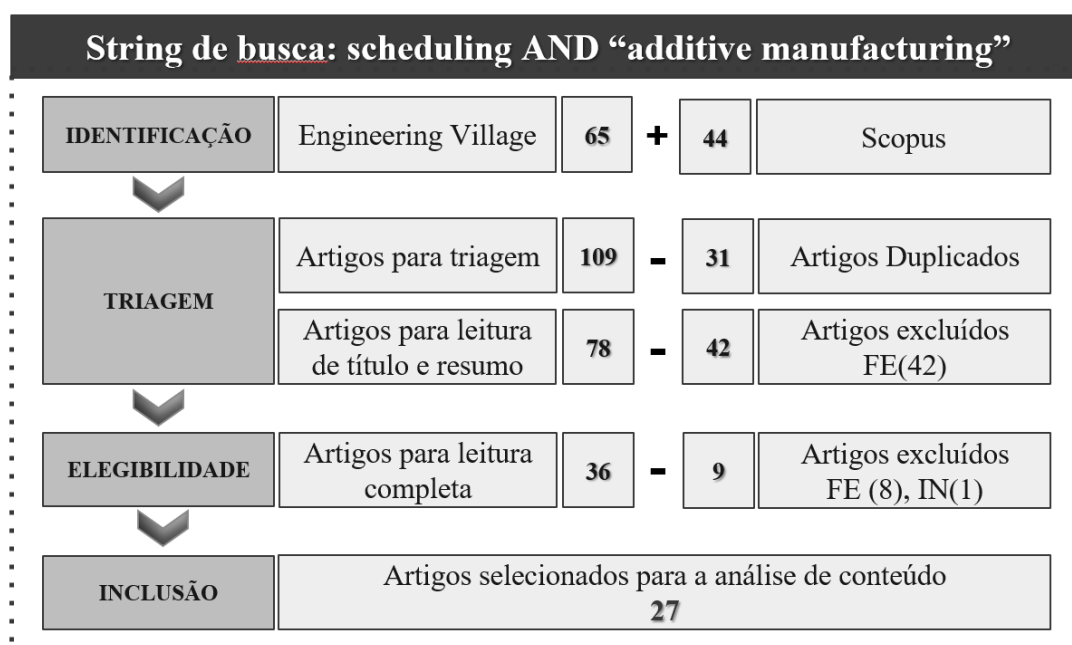
Todos os artigos que incluíam os termos escolhidos em seu título, resumo ou palavras-chave foram listados pelas plataformas. Além disso, definiu-se que apenas artigos completos publicados em periódicos serão considerados na busca e, como o tema é muito recente tanto na prática como no meio acadêmico, todos os artigos encontrados até o mês de agosto de 2021 foram incluídos na busca.

Na primeira fase do Método PRISMA, a busca dos artigos nas bases de dados identificou 65 artigos no *Engineering Village* e 44 no *Scopus*. Desse total, 31 artigos estavam duplicados nas duas bases, restando 78 trabalhos que foram submetidos à primeira triagem, fase 2 do Método PRISMA, por meio da leitura de seus títulos e resumos. Nesta etapa, foram excluídos ao todo 42 artigos que foram classificados como "fora de escopo"(FE): 22 abordavam análises de materiais para MA, 12 focavam em análises das tecnologias de impressão 3D específicas sem abordar a modelagem e solução de problemas de *scheduling*,

5 discutiam tecnologias envolvendo múltiplos robôs para MA, 3 discutiam respectivamente, foco em sistema de saúde, sistema de suporte à educação e um modelo para minimização do consumo de energia.

Ao final da etapa de triagem e exclusão, 36 artigos foram submetidos à leitura integral, fase 3 do Método PRISMA, que identificou mais 8 artigos FE, 4 trabalhos que se focavam em aspectos da Indústria 4.0 (I4.0) e *Internet of Things* (IoT), 2 trabalhos que apresentaram modelos para análise de risco em ambiente de MA, e 2 artigos que abordavam respectivamente *scheduling* de manutenção e aplicação de modelos de simulação para análise de tecnologias de I3D. Além disso, um artigo não estava acessível para leitura e foi categorizado como "inacessível"(IN). Por fim, foram incluídos 27 artigos para análise integral de conteúdo e que foram incluídos da revisão (fase 4 do Método PRISMA). A Figura 4 resume todas as etapas executadas.

Figura 4 – Esquema adotado para a RSL, baseado em [Moher et al. \(2009\)](#)



Fonte: Elaborado pela autora.

## 3.2 Dados Bibliométricos

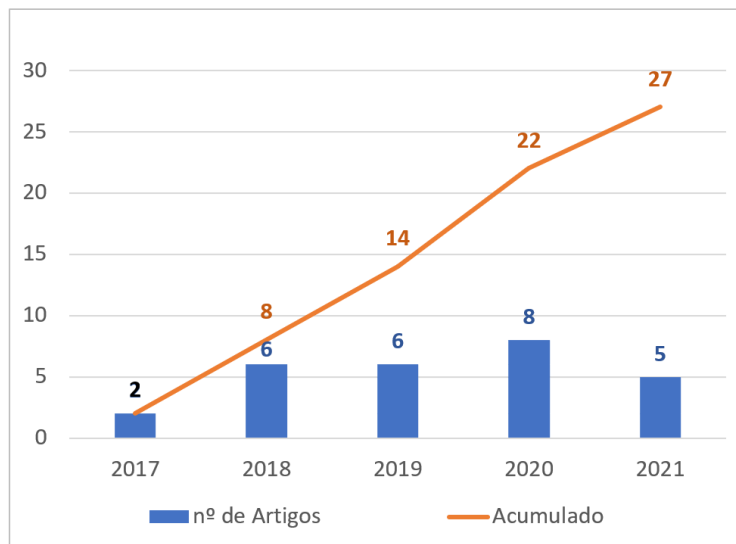
Após a etapa de triagem e seleção, os 27 artigos restantes foram submetidos à análise bibliométrica, buscando identificar algumas características importantes para definir a importância e relevância dos estudos de sequenciamento da produção em MA, dentro dos limites de escopo deste trabalho.

Os dados coletados mostram que a área é bastante recente na literatura, com seu primeiro artigo sendo publicado somente em 2017. A distribuição dos artigos segundo o seu ano de publicação pode ser observada pela Figura 5, indicando uma tendência de



crescimento na área, visto que cerca de 48% dos trabalhos foram publicados entre os anos de 2020 e 2021.

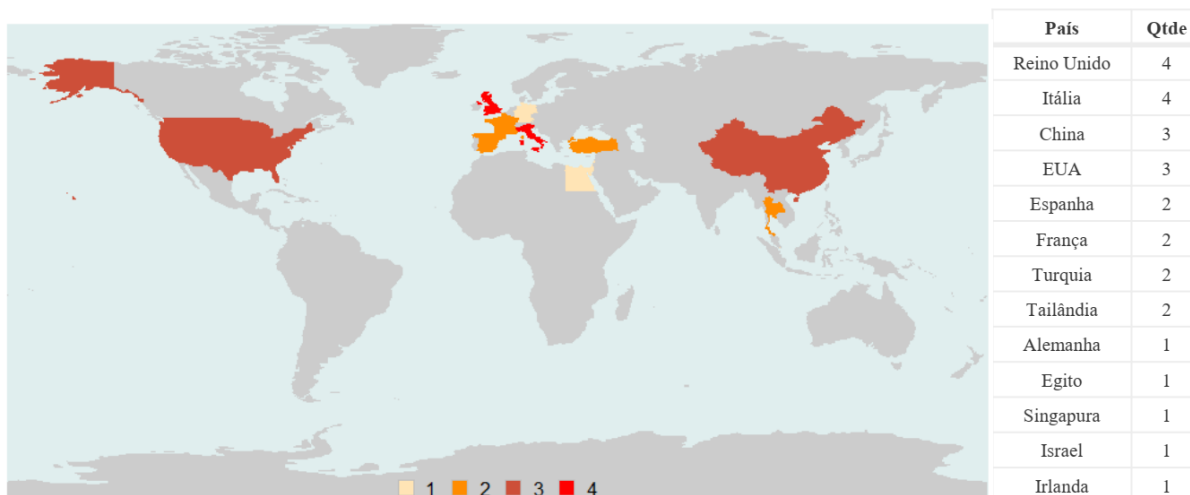
Figura 5 – Número de artigos publicados por ano



Fonte: Elaborado pela autora.

A Figura 6 apresenta a distribuição geográfica da origem do primeiro autor de cada um dos artigos incluídos nesta revisão. Pode-se observar a ausência de publicações sobre *scheduling* em MA provenientes de países do hemisfério sul do globo. O continente europeu aparece na liderança das publicações da área, sendo responsável por mais da metade dos artigos, aproximadamente 52% do total.

Figura 6 – Distribuição geográfica dos artigos.

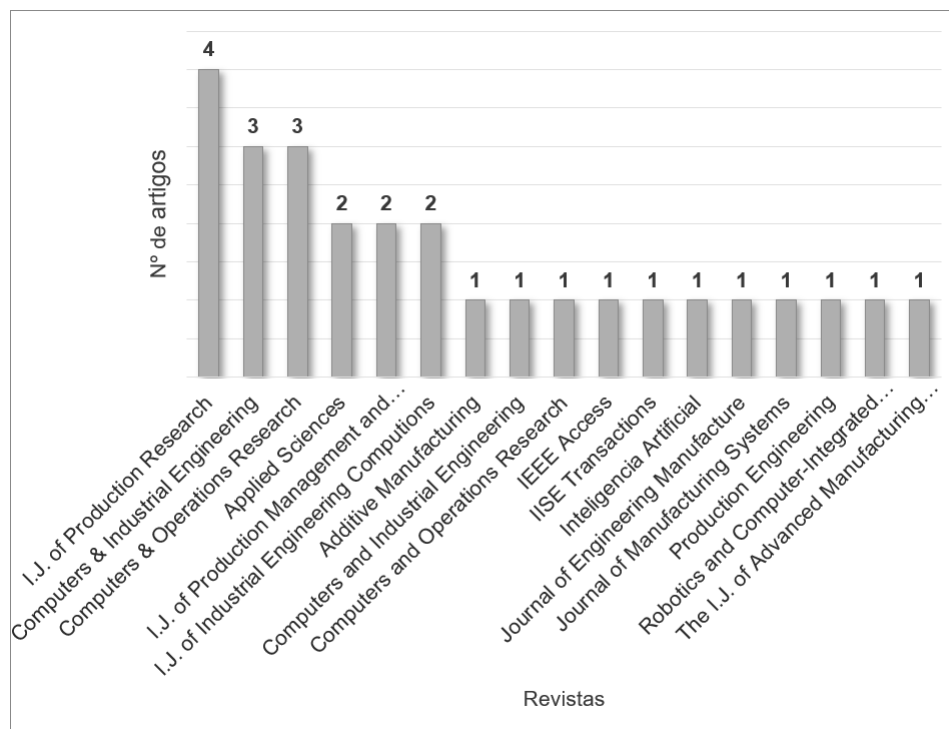


Fonte: Elaborado pela autora.

Os 27 artigos selecionados pelo presente estudo são provenientes de 17 diferentes revistas, como mostra o gráfico da Figura 7. Uma informação importante a ser destacada

é a maior concentração de trabalhos, cerca de 30%, provenientes das revistas *International Journal of Production Research*, *Computers & Industrial Engineering* e *Computers & Operations Research*, diretamente ligadas à Engenharia de Produção, com temas relacionados à PO e experimentos computacionais.

Figura 7 – Número de artigos publicados por revista



Fonte: Elaborado pela autora.

Observando a complexidade e grande número de tecnologias e avanços introduzidos em MA, o próximo tópico discute a taxonomia para I3D.

Para apresentar os resultados obtidos pelos trabalhos analisados, se faz necessário uma forma de classificação. Para tal, essa pesquisa se refere ao trabalho de [Chua, Leong e Lim \(2010\)](#), [Volpato \(2017\)](#) e [Oh et al. \(2020\)](#), que caracterizam os problemas de scheduling em M.A., assim como suas tecnologias. A seguir, são apresentados os elementos utilizados para essa sumarização dos resultados obtidos.

### 3.3 Tecnologias de MA

A tecnologia de MA parte de modelos 3D computadorizados que são criados e enviados à impressora, imprimindo o objeto em um processo de adição de materiais, tais como metal, plástico ou concreto, camada por camada. Ao longo dos anos, as tecnologias de manufatura aditiva foram evoluindo e diversos tipos de máquinas aditivas foram surgindo no mercado, compondo um conjunto de diferentes tecnologias, que trabalham com diversas matérias-primas. A primeira categorização elaborada por [Chua, Leong e Lim \(2010\)](#)

foi dividida entre tecnologias baseadas em líquido, sólido e pó, mas não era suficiente para descrever os princípios utilizados na produção. Assim sendo, uma norma chamada ISO/ASTM 52900:2015(E) (52900:2015, 2016) foi criada, categorizando as tecnologias quanto ao processo de produção. A fim de nortear a nomenclatura utilizada no presente artigo, a Tabela 1 apresenta a taxonomia a respeito das tecnologias de AM baseadas na norma ISO/ASTM 52900:2015(E) e em Volpato (2017), contendo sua classificação, seu princípio de produção e algumas aplicações específicas dessas tecnologias.

Tabela 1 – Classificação das tecnologias de MA

Classificação	Princípio	Tecnologias
Fotopolimerização em cuba - <i>Vat Polymerization</i> (VT)	Polímero fotossensível líquido é curado seletivamente em uma cuba por polimerização ativada por luz	<i>stereolithography</i> (SL)
Extrusão de Material - <i>Material Extrusion</i> (ME)	Material é extrudado através de bico ou orifício, sendo seletivamente depositado	<i>fused deposition modeling</i> (FDM)
Jateamento de Material - <i>Material Jetting</i> (MJ)	Material é depositado em pequenas gotas de forma seletiva	<i>multi jet printing</i> (MJP)
Jateamento de Aglutinante - <i>Binder Jetting</i> (BJ)	Um agente aglutinante líquido é seletivamente depositado para unir materiais em pó	<i>color jet printing</i> (CJP)
Fusão de Leito de Pó - <i>Powder Bed Fusion</i> (PBF)	Energia térmica funde seletivamente regiões em um leito de pó	<i>selective laser sintering</i> (SLS), <i>direct metal laser sintering</i> (DMLS), <i>selective laser melting</i> (SLM), <i>electron beam melting</i> (EBM)
Adição de Lâminas - <i>Sheet Lamination</i> (SHL)	Lâminas cortadas de material são unidas (coladas) para formar um objeto	<i>laminated object manufacturing</i> (LOM), <i>selective deposition lamination</i> (SDL)
Deposição com Energia Direcionada - <i>Direct Energy Deposition</i> (DED)	Energia térmica é usada para fundir materiais à medida que estes são depositados	<i>laser engineered net shaping</i> (LENS), <i>direct metal deposition</i> (DMD), <i>3D laser cladding</i> (3DLC)

Fonte: Adaptado de Volpato (2017).

Com o propósito de manter a nomenclatura original das tecnologias e evitar discrepâncias que podem ocorrer devido à tradução dos termos para o português - BR, o presente trabalho utilizará as siglas relacionadas ao nome dado na língua inglesa (todas as tecnologias tratadas nos artigos se encontram em *itálico* na tabela).

Li, Kucukkoc e Zhang (2017) afirmam que impressoras de Fusão de Leito de Pó (do inglês *Powder Bed Fusion* - PBF) podem variar bastante de acordo com a altura, área de produção e volume de material necessário. Além disso, o processo de produção PBF necessita de alguns pré-processos antes de iniciar uma nova impressão, tais como

preparação dos dados, reabastecimento dos materiais em pó, ajustes da máquina, entre outros (LI; KUCUKKOC; ZHANG, 2017; CHERGUI; HADJ-HAMOU; VIGNAT, 2018).

As características das tecnologias empregadas, que levam a diferentes etapas no processo de produção, incluindo etapas de pré e pós-processamento, podem impactar diretamente na elaboração dos modelos matemáticos. Por exemplo, dependendo da tecnologia da máquina aditiva, algumas restrições para a formação de lotes das peças devem ser consideradas para garantir a qualidade das impressões. Como exemplo tem-se as máquinas de impressão que usam tecnologia SLS e BJ, que permitem que as peças sejam empilhadas na plataforma de impressão sem causar danos às suas superfícies e, nesse caso, tem-se um problema que pode ser entendido como uma variante do problema de empacotamento 3D, mais complexo que o 2D (WANG et al., 2019).

A orientação das partes é um fator muito importante em MA e pode afetar custo, qualidade e tempo. Em algumas tecnologias, como a usada para produção de materiais plásticos de alta resistência, a orientação tem impacto menos significativo, o mesmo não ocorre no caso das tecnologias baseadas em laser, em que essa característica se torna um fator muito importante na decisão, observando as propriedades anisotrópicas inerentes ao processo de fabricação camada por camada (ANTON et al., 2020).

Independentemente da tecnologia de MA empregada, buscar a otimização de recursos escassos através da modelagem e solução de problemas combinatórios tem papel fundamental para que as organizações possam obter maiores lucros e também oferecer maior satisfação aos seus clientes. (LI; KUCUKKOC; ZHANG, 2017; RANSIKARBUM et al., 2017; CHE et al., 2021).

A taxonomia que será utilizada na presente pesquisa para a categorização dos trabalhos selecionados para a revisão de literatura foi retirada e adaptada do trabalho de Oh et al. (2020), partindo da definição da tupla  $(N_\alpha, N_\beta, N_\gamma, N_\delta, S_\alpha, S_\beta, S_\gamma, S_\delta)$ , em que os “ $N$ ’s” consistem nas características relacionadas ao *nesting* e os “ $S$ ’s” relacionadas ao *scheduling*. Um resumo dos elementos contidos na tupla, assim como seus argumentos e descrição está contido na Tabela 2.

Tabela 2 – Categorização dos problemas de *Scheduling* em MA

Elemento	<i>Nesting</i>				<i>Scheduling</i>			
	$N_\alpha$	$N_\beta$	$N_\gamma$	$N_\delta$	$S_\alpha$	$S_\beta$	$S_\gamma$	$S_\delta$
Argumentos	2D, 3D	A, B, C	<i>bounded, unbounded</i>	<i>full, subset</i>	<i>nested, grouped, created, given</i>	SM, PM, FS	Lo, Si, Pr	Du, Ma, Qu
Descrição	empacotamento	rotação	área de construção	nº de peças	lotes	ambientes	dissimilaridade	restrições

Fonte: Adaptado de Oh et al. (2020)

O primeiro elemento da categorização associado ao *nesting*,  $N_\alpha$ , define se as peças são colocadas apenas na superfície de impressão das máquinas, ou seja, todas as peças necessariamente estarão em contato com essa superfície (2D), ou se serão “empacotadas” em

um espaço de impressão 3D, podendo haver o empilhamento de peças umas acima das outras. Já o segundo elemento,  $N_\beta$ , corresponde à possibilidade de rotação das peças consideradas no algoritmo de *nesting*, que pode ocorrer nos sentidos A, B ou C, representando os eixos X, Y e Z do plano cartesiano, respectivamente. O elemento  $N_\gamma$  indica se o volume de construção da máquina é limitado (*bounded*) ou ilimitado (*unbounded*) e  $N_\delta$  mostra se todas as peças entrarão no algoritmo de *nesting* (*full*) ou se apenas um subgrupo será considerado (*subset*).

Passando aos elementos relativos ao problema de *scheduling*, temos  $S_\alpha$ , que indica como foram formados os lotes que serão sequenciados pelas máquinas, os quais podem ser fruto de um algoritmo de *nesting* (*nested*), provenientes de um agrupamento (*grouped*) baseado em alguma característica de interesse das peças como altura ou volume. Sem considerar as peças, o volume de construção da máquina pode ser criado com base em alguns parâmetros (*created*), como tamanho e volume, ou apenas fornecidos de acordo com alguma estrutura pré determinada (*given*). A seguir,  $S_\beta$  descreve os tipos de ambientes adotados, que podem ser de máquina única (*single-machine* - SM), máquinas paralelas (*parallel-machine* - PM) ou (*flow shop* - FS). A respeito dos modelos relacionados à máquinas paralelas, o elemento  $S_\delta$  indica qual seria a dissimilaridade entre elas, caso exista. Essas características discrepantes podem ser devido à localização (Lo), tamanho (*size* - Si) e parâmetros do processo (Pr). Referente às restrições impostas aos pedidos,  $S_\gamma$  indica se essas propriedades referem-se à data de entrega (*due-date* - Du), tipo de material (*material type* - Ma) ou qualidade da peça (*part quality* - Qu).

Tanto a nomenclatura referente às tecnologias de MA quanto a taxonomia de [Oh et al. \(2020\)](#) serão importantes pontos de partida para a análise de conteúdo dos 27 artigos selecionados para o presente estudo.

### 3.4 Análise de conteúdo

Em nossa pesquisa, foi possível perceber que o problema de *scheduling* em MA vêm sendo abordado pelos autores utilizando várias técnicas, incluindo modelagem matemática, heurísticas e meta-heurísticas.

O primeiro trabalho publicado que tratou de modelagem inteira mista para a MA foi o dos autores [Li, Kucukkoc e Zhang \(2017\)](#). Em seu trabalho, buscou-se minimizar os custos de produção considerando a necessidade de impressão de múltiplos objetos distintos, tendo à disposição múltiplas máquinas aditivas de PBF, que possuem diferenças de tamanho, capacidade e outros parâmetros. Tal modelo focou em agrupar os objetos em lotes, chamados no artigo de *jobs*, de maneira a construir soluções factíveis, ou seja, satisfazendo às limitações da área de construção da máquina e, posteriormente, os *jobs* eram atribuídos às máquinas, minimizando o custo de produção. Dessa forma, os autores

simplificam a primeira etapa do modelo, não incluindo a ele um algoritmo de *nesting*, e focando na programação e sequenciamento de *jobs*. Com o objetivo de minimizar os custos de produção, os autores implementaram seu modelo matemático através da biblioteca CPLEX (CPLEX, 2009) e propõem duas heurísticas em *JavaScript*, chamadas *Best-Fit* (BF) e *Adapted Best-Fit* (ABF), que mostraram desempenho promissor em tempo computacional razoável.

Assim como Li, Kucukkoc e Zhang (2017), focado apenas em sequenciamento de I3D, mas trabalhando com a tecnologia de ME, Ransikarbum et al. (2017) propõem um modelo matemático considerando múltiplos objetivos concorrentes, maximizando o balanço de carga das máquinas e minimizando custos totais, que envolvem o custo da impressora, custos da peça (área x volume x altura), entre outros, além de minimizar o atraso total da produção. Os autores justificam a importância de seu modelo multi-objetivo devido a um dos principais *trade-offs* enfrentados na MA: conciliar a característica de flexibilidade da produção com os altos custos unitários dos objetos produzidos.

O artigo de Araujo et al. (2018) não apresenta modelagem ou abordagem prática, mas propõe uma nova taxonomia para os problemas de empacotamento de peças irregulares 3D, a fim de facilitar a identificação desses novos problemas, adaptando a literatura já existente, de modo a descrever melhor o cenário e as particularidades da I3D. Além disso os autores disponibilizam e descrevem um novo conjunto de dados para a implementação e avaliação de futuras propostas de solução.

Relacionado à tecnologia PBF, o trabalho de Chergui, Hadj-Hamou e Vignat (2018) considera o problema de *scheduling* em MA como uma composição de dois sub problemas: i) alocação de partes em lotes; e ii) sequenciamento de lotes em máquinas aditivas. Os autores ordenam as peças através da regra *Earliest Due Date* (EDD) buscando minimizar o atraso total em um ambiente de máquinas paralelas idênticas e desenvolvem uma heurística composta por um algoritmo principal e um secundário para seleção da próxima peça de forma que o tempo de processamento de um *job* temporário não aumente com a inserção de uma nova peça. Portanto, se o tempo de impressão do *job* temporário, com a inclusão de uma nova peça, ultrapassa a data de vencimento mínima das peças a ele anteriormente atribuídas, então essa peça candidata é removida da lista de peças disponíveis para aquela máquina. Um *job* temporário é aquele que ainda não foi programado em uma máquina específica. Chergui, Hadj-Hamou e Vignat (2018) não apresentaram uma comparação para a qualidade de resposta da heurística proposta, mas um experimento de simulação para identificar quantas máquinas eram necessárias para processar determinadas quantidades de peças.

Dvorak, Micali e Mathieu (2018) tratam o problema de impressão 3D em máquinas aditivas equipadas com a tecnologia SLM, sendo este o primeiro artigo revisado a incluir multi-objetivos no modelo, buscando a minimização dos atrasos e do makespan. Os autores

também apontam em seu trabalho que instâncias de médio porte impedem o uso de técnicas exatas de solução, como *Branch and Bound* (BB) pois não se pode esperar soluções em tempo razoável nesse caso. Portanto, além do modelo matemático implementado usando a biblioteca CPLEX, os autores desenvolveram algoritmos *Hill Climbing* (HC), *Simulated Annealing* (SA), *Step Counting* (SC), *Late Acceptance* (LA) e *Tabu Search* (TS) para a solução de 10 instâncias de problemas. A construção de respostas iniciais é feita de maneira aleatória e são utilizados métodos de troca de partes e lotes para exploração de vizinhança.

Gopsill e Hicks (2018) introduzem as questões de *scheduling* em MA em uma rede de impressoras que são interconectadas e recebem pedidos de forma dinâmica diretamente dos clientes, sistema conhecido como impressão sob demanda. O ambiente produtivo considerado conta com 10 impressoras 3D e entre 25 e 100 usuários que colocam suas necessidades de impressão da rede diariamente no laboratório, utilizando um Serviço Gerido de Impressão (MPS - *Managed Print Service*). Os autores apontam três desafios principais: i) A existência de usuários capazes de criar arquivos válidos para impressão, argumentando que para tal é necessária capacitação em *Design for Additive Manufacturing* (DfAM), uma vez que arquivos inválidos podem ocasionar desperdício de material e de capacidade do equipamento; ii) devido às características distribuídas do sistema de impressão, oscilações entre picos de demanda e períodos de ociosidade são comuns e, diante disso, o gerenciamento da capacidade se torna importante; iii) considerando a tecnologia recente de impressão 3D, monitorar a qualidade é um fator essencial, partes defeituosas podem ocupar mais capacidade com retrabalho e muitas vezes atividades manuais são necessárias.

Uma das particularidades do trabalho de Gopsill e Hicks (2018) é a adoção dos problemas de *nesting* e *scheduling* de maneira integrada, o que faz aumentar a complexidade do modelo a ser resolvido. O problema de *nesting* abordado pelos autores considera o posicionamento das partes em apenas duas dimensões e permitem sua rotação em um único eixo (z). Buscando melhorar a produtividade das máquinas de I3D com a tecnologia de ME, os autores avaliaram o efeito de escala e de quatro diferentes estratégias de sequenciamento da produção: *First-Fit Decreasing Height* (FFDH) como algoritmo de *nesting* e apresentam os resultados da sua combinação com um Algoritmo Genético (*Genetic Algorithm* - GA). Além disso, apresentam uma estratégia denominada *On-line Continuous Queue* (OLCQ) para solucionar o problema de *scheduling* com demanda dinâmica.

Até aqui, os trabalhos analisados tratavam apenas de máquinas paralelas, idênticas ou não. O trabalho de Fera et al. (2018) é o primeiro da lista de artigos selecionados a endereçar o problema em uma única máquina aditiva, em que as partes são agrupadas de acordo com o volume da plataforma de construção, buscando minimizar o atraso e o custo da produção simultaneamente. Para isso, o modelo matemático foi apresentado pelos autores e um GA foi desenvolvido e aplicado a um grupo pequeno de instâncias geradas, com cerca de 30 instâncias contendo entre 5 e 30 peças cada, simulando um

sistema produtivo de baixo volume e alta variedade de partes a serem impressas. Os autores apontam que o GA criado traz soluções factíveis a um tempo computacional razoável. A qualidade de solução, porém, não foi comparada com outros métodos.

Luzon e Khmelnitsky (2019) também tratam em seu artigo de um problema de *scheduling* em MA de máquina única, focado em sequenciamento de múltiplas peças. Seu modelo matemático inclui uma característica importante na operação do chão de fábrica: as falhas que podem ocorrer durante o processo de manufatura. Segundo os autores, possíveis falhas devem ser consideradas pois, quando acontecem, há a paralisação do trabalho atual da máquina em questão e uma nova peça deverá ser impressa. Diante de um ambiente contendo apenas uma máquina disponível, tal situação impacta diretamente nos custos de produção e o tempo de processamento. O trabalho aborda o problema de *scheduling* em MA, em que os pedidos de impressões chegam de maneira dinâmica, adotando um *Stochastic Preenptive-repeat Scheduling Model*, que considera uma característica probabilística de possibilidade de falha das máquinas, buscando minimizar o *makespan* e o tempo de fluxo (tempo total que a peça passa dentro do processo de manufatura). Em seu modelo matemático, aplicam a regra de ordenação *Shortest Processing Time* (SPT) para o caso, desenvolvem um modelo de simulação e buscam determinar as melhores distribuições para a modelagem das falhas das impressoras e quais tamanhos de lotes proporcionam melhor desempenho ao sistema produtivo.

O trabalho de Li et al. (2019) tem como foco um cenário de produção sob demanda, em que há uma rede de impressoras aditivas conectadas *online*, recebendo ordens de diferentes clientes de maneira dinâmica e necessitando, portanto, de estratégias para tomar as decisões de aceitação e sequenciamento desses pedidos buscando maximizar o lucro médio por unidade de tempo. Os autores desenvolveram um modelo matemático para este caso, juntamente com duas heurísticas baseadas em diferentes estratégias de tomada de decisão para impressoras com tecnologia PBF.

Kucukkoc (2019) foi o primeiro trabalho revisado a realizar a modelagem para o problema de sequenciamento em MA considerando três cenários distintos: máquina única, máquinas paralelas idênticas e máquinas paralelas não idênticas, buscando a minimização do *makespan*. Para isso, os autores desenvolvem experimentos computacionais no CPLEX com dados de teste baseados no *benchmark* do trabalho de Li, Kucukkoc e Zhang (2017) e adaptados para as características de trabalho citadas. Os resultados mostram a dificuldade de solução conforme as instâncias de problemas aumentam de tamanho, sendo capazes de resolver problemas com até 46 peças.

Para Zhang, Yao e Li (2019), a maioria dos artigos trata o problema de máquinas paralelas considerando dois estágios separadamente: a atribuição de partes em lotes de impressão e a atribuição de lotes à máquinas, abordagem que embora se mostre eficiente, traz consigo algumas limitações por não permitir a exploração completa do espaço de



busca. Os autores buscam em seu trabalho como realizar a integração das duas fases, resolvendo o problema de maneira única, combinando a programação dos lotes de peças irregulares com a alocação desses lotes a múltiplas máquinas aditivas. O artigo foi o primeiro encontrado nas buscas que trata de máquinas com tecnologia de VP. Os autores desenvolveram uma heurística para o problema de *nesting* com a estratégia *First-Fit Decreasing Height* (FFDH) e um GA para o sequenciamento dos lotes apresentando três métodos para posicionamento e seleção de máquina: *First-fitting decreasing part-height and random machine selection* (FFD-RMS); *Random permutation and load balance based machine selection* (RP-LBMS) e; *Random permutation and random machine selection* (RP-RMS). Experimentos computacionais foram conduzidos para avaliar o impacto no sistema produtivo quando há aumento de partes a serem impressas e aumento de máquinas aditivas disponíveis, características incluídas em suas instâncias de problemas.

Um ambiente de I3D baseado em nuvem é abordado pelos autores [Wang et al. \(2019\)](#), que propõem um sistema inteligente de planejamento da produção em MA baseado em visão computacional, garantindo que as peças sejam empacotadas nos lotes e impressas levando o menor tempo de produção possível e aderindo aos requisitos de rápida resposta aos pedidos feitos pelos clientes na nuvem. O estudo de caso abordado no trabalho contém dados de 32 peças com diferentes características e os resultados dos testes mostram alta qualidade nas soluções de empacotamento das peças.

Alguns trabalhos encontrados pela revisão sistemática não tratam diretamente do problema de sequenciamento e estão totalmente focados no problema de *nesting*, sem considerar a etapa onde é necessário atribuir um conjunto de partes (lote) à máquinas aditivas de maneira à otimizar indicadores de produção, como é o caso de [Araujo et al. \(2019\)](#). Os autores afirmam que o o problema característico da manufatura aditiva se assemelha ao problema de maximização da utilização de um espaço limitado, ou seja, um problema de Corte & Empacotamento (CE). Tal problema vem sendo adaptado para solucionar os mais recentes problemas de aninhamento (*nesting*) encontrados em MA.

Esses autores trabalham explorando a adaptação de um modelo chamado *Three-Dimensional Irregular Packing Problem* (3DIP) para o cenário de impressão 3D, considerando formas irregulares das partes a serem aninhadas na plataforma de construção, além da possibilidade de rotacioná-las em 3 diferentes eixos (x, y, z), o que eleva o grau de dificuldade do problema, sendo o primeiro artigo encontrado a adicionar essa característica. Os autores aplicam a estratégia *Deepest Bottom-Left-Fill Decreasing* (DBLFD) para o *nesting* e implementam um GA descrevendo com detalhes os operadores de seleção, cruzamento, mutação e realocação da população de soluções. Os autores avaliam seus algoritmos em três instâncias de problemas, com 4, 7 e 11 partes respectivamente .

Dada a importância da primeira etapa de *nesting* das peças, [Oh, Zhou e Behdad \(2019\)](#) avaliam os efeitos que podem ocorrer no *Makespan* quando há diferentes políticas

de orientação das partes em um lote, de acordo com os formatos, tamanhos e número, considerando apenas uma máquina aditiva de tecnologia VP, satisfazendo a condição de sequenciamento definida pelo critério de ordenação FIFO (*First In First Out*). O trabalho de [Oh, Zhou e Behdad \(2019\)](#) também considera uma demanda dinâmica proveniente de um sistema que recebe requisições em tempo real. Esses autores realizam experimentos para avaliar políticas específicas de orientação das peças, *Laying Policy* (LP) e *Standing Policy* (SP) que buscam respectivamente, reduzir a altura das partes posicionadas e minimizar a projeção delas no plano da base da impressora.

Também considerando demanda dinâmica, [Anton et al. \(2020\)](#) propuseram uma solução para a programação diária de máquinas 3D em uma empresa. . A solução descrita foi no formato de uma interface implementada em *Python*, que recebe as especificações das partes a serem produzidas e gera o *layout* de produção e sua programação e sequenciamento. Os autores basearam seu trabalho na plataforma de manufatura em nuvem LONJA3D, que agrupa pedidos de vários clientes por requerimentos de material e desenvolveram uma solução baseada em *Combinatorial Auctions* (CA) para esse problema dinâmico de atender as demandas de clientes em um ambiente com impressoras 3D com tecnologias e materiais distintos.

Para tal, [Anton et al. \(2020\)](#) solucionam o problema de empacotamento, em um primeiro estágio, maximizando a área de impressão ocupada por um lote de peças e, em um segundo estágio, do *Winner Determination Problem* (WDP), para determinar quais lotes devem ser produzidos para obter maior retorno possível. Com relação aos experimentos, ainda que os autores ofereçam uma estratégia de solução baseada em CA e WDP, eles não comparam sua solução com outros algoritmos, apenas exemplificam seu funcionamento. Seguindo a pesquisa de [Anton et al. \(2020\)](#), [Castillo-Rivera et al. \(2020\)](#) também trabalham com a plataforma LONJA3D e, apesar de citarem a implementação de um algoritmo genético, não detalham seus passos ou mesmo experimentos computacionais.

[Darwish, Farag e El-Wakad \(2020\)](#) propõem uma arquitetura de gerenciamento de impressões 3D em uma arquitetura baseada em uma rede IIoT (*Industrial Internet of Things*), considerando um ambiente dinâmico e com muita carga de trabalho, ocasionado pelo surgimento do novo coronavírus em 2020, em que a demanda por *face shields* e peças para respiradores aumentou muito. Em seu trabalho, os autores tratam de um ambiente de *scheduling online* onde os pedidos chegam em tempo real, aderindo à tendência da Indústria 4.0 e servindo como suporte à *HealthCare 4.0*, utilizando um modelo de simulação para analisar a utilização de um sistema distribuído de impressão 3D. Esses autores estão preocupados principalmente com a escala de produção, considerando ambientes com 400 a 3000 pedidos e empregam um modelo de simulação para analisar os indicadores de tempo de resposta, desde o pedido até sua entrega, taxa de sucesso do cumprimento dos prazos de entrega e taxa de rejeição por de pedidos. O algoritmo proposto pelos autores

tem complexidade de  $O(n \log(n))$ , sendo dividido em um corretor (B - *Broker*) e um gerenciador de grupos (CM - *Cluster Manager*), que foi comparado com os métodos *First Fit* (FF), *Best-Fit* (BF), e *Best Fit Decreasing* (BFD). Papakostas, Newell e George (2020) também abordam o cenário de demanda dinâmica e aspectos da I4.0 e IoT, desenvolvendo heurísticas construtivas e de ordenação para solucionar o problema de *scheduling* online em MA, especificamente para as tecnologias SLM e DMLS.

O artigo de Ransikarbum, Pitakaso e Kim (2020) apresenta uma abordagem de otimização com múltiplos objetivos para o sequenciamento de partes em MA considerando um ambiente com máquinas paralelas não idênticas. Sua contribuição está na inclusão de múltiplas tecnologias de impressão no problema: ME, SL e SLS, incluindo em seu modelo não apenas decisões de produção, mas também questões relacionadas à distribuição e abastecimento da cadeia de suprimentos, de maneira integrada. Os autores elaboraram também uma ferramenta de suporte à decisão com interface simplificada que auxilia seu uso em ambientes fabris, cujos usuários não estão acostumados a lidar diretamente com os modelos matemáticos, a tomarem suas decisões de maneira mais assertiva. Para validação da solução proposta, um estudo de caso foi conduzido e, para a avaliação do desempenho em termos de tempo de execução, experimentos computacionais foram realizados, variando-se o número de partes, tipos de impressoras e locais de distribuição das mesmas.

Yilmaz (2020) se dedica à modelagem do problema de manufatura aditiva, considerando a cadeia de suprimentos e apresentando um modelo matemático mais complexo. No entanto, os autores empregam estratégias heurísticas e de ordenação simulares aos demais nessa revisão. Em uma linha semelhante ao trabalho de Yilmaz (2020), Rossi e Lanzetta (2020) discutem um problema híbrido que integra as atividades de planejamento e *scheduling*, denominado *Integratade Planning and Scheduling* (IPS), em conjunto com a tecnologia de manufatura aditiva.

Em seu trabalho, Fera et al. (2020) fornecem uma nova versão do modelo matemático com múltiplos objetivo previamente proposto em 2018 pelos mesmos autores, inserindo algumas correções e novas características para torná-lo mais eficiente, além de aplicar a heurística baseada na técnica *Tabu Search*, comparando os resultados obtidos com os alcançados pelo AG implementado em 2018, já que os autores utilizam as mesmas instâncias de teste em ambos os artigos. A conclusão dos autores é de que o GA obtém resultados melhores em relação ao tempo computacional.

De acordo com Oh et al. (2020), na manufatura tradicional os problemas de *nesting* e *scheduling* são tratados de maneira separada, endereçando uma taxonomia também disjunta para esses problemas e não fornecendo uma visão mais holística de sua aplicação. A partir de 53 artigos revisados pelos autores, foi proposta uma nova taxonomia para problemas de *scheduling* em MA baseada em dimensões como peças, construção e máquina de MA, sendo estas divididas em outras 6 categorias que descrevem e tipificam os problemas

com mais detalhe.

Che et al. (2021) focam seu trabalho na tecnologia SLM. Para modelar o problema, os autores consideram dois estágios: i) o posicionamento das partes em lotes, considerando um ambiente de máquinas paralelas não idênticas e; ii) a alocação dos lotes nas máquinas de acordo com a capacidade disponível, destacando que as máquinas são bastante heterogêneas em relação ao tempo de *setup*, velocidade de produção e capacidade. Os dois estágios são tratados de forma integrada, os lotes são formados e alocados para a máquina com menor *makespan* e capacidade compatível. Os autores apresentam, além de um modelo MILP (*Mixed Integer Linear Programming*), heurísticas de ordenação das partes e desenvolvem uma meta-heurística baseada em SA (*Simulated Annealing*) com duas estratégias construtivas, *Best-Fit* (BF) e *First-Fit* (FF) e com 11 tipos de operadores para exploração de vizinhança produzidos com 3 movimentações básicas: realocação, troca e divisão. No entanto, esses operadores não produzem sempre uma solução factível.

Os 11 operadores compreendem cinco tipos de realocação, sendo de um lote aleatoriamente, de uma parte no mesmo lote, de uma parte em outro lote na mesma máquina, de múltiplas partes no mesmo lote e de múltiplas partes em outro lote na mesma máquina. Os operadores de troca são similares aos de realocação e o operador de divisão considera a possibilidade de dividir um lote em dois alocando o novo a uma máquina aleatória. Além de aplicar os operadores na meta-heurística, foram desenvolvidos métodos baseados em *Random Local Search* (RandomLS) buscando refinar as soluções apresentadas pela estratégia de SA, baseados nesses mesmos operadores (CHE et al., 2021).

Para a representação da resposta, Che et al. (2021) utilizam a estrutura denominada *Skyline* definida pela tupla  $(x, y, w, l_1, l_2)$ , onde  $x$  e  $y$  representam as coordenadas e  $w$  indica a largura do segmento,  $l_1$  e  $l_2$  são os limites laterais. Como soluções infactíveis podem ser geradas pelo algoritmo, uma estratégia chamada de *Trie* é desenvolvida para examinar a factibilidade das soluções e acelerar o processo de otimização. Os autores geram instâncias aleatoriamente para o problema por meio de um gerador e realizam a configuração manual dos parâmetros da meta-heurística SA. A comparação com 140 instâncias é feita com relação aos resultados ótimos do CPLEX.

Em Aloui e Hadj-Hamou (2021), a ordenação das partes é feita pela regra *Earliest Due Date* (EDD), com empates separados pela regra *Shortest Processing Time* (SPT) e pela altura da parte, caso o prazo de entrega e o tempo de processamento sejam os mesmos. Ademais, os autores desenvolveram heurísticas construtivas, denominadas Algoritmo 1 e 2, para solucionar casos de larga escala do problema. Os autores construíram um gerador de dados para a criação de instâncias. Para garantir a validade do modelo proposto, um pequeno problema de teste é gerado e resolvido pelos métodos exatos. Apenas 15 das 30 instâncias foram resolvidas com modelo exato, mostrando a necessidade de algoritmos rápidos para a solução de problemas grandes.

Alicastro et al. (2021) desenvolveram experimentos computacionais robustos para solucionar um problema de *scheduling* em MA, considerando máquinas paralelas não idênticas, que utilizam a tecnologia SLM. O modelo matemático tratado pelos autores foi inicialmente proposto por Kucukkoc (2019) e traz uma extrapolação das similaridades do problema de *scheduling* em MA com o problema *Batch Processing Machine Problem* (BPM). Tal modelo ainda não possuía solução eficiente implementada na literatura além da solução exata (via programação matemática). Portanto, os autores desenvolveram uma meta-heurística chamada *Reinforcement Learning Iterated Local Search* (RLILS), buscando a minimização do makespan, que segundo os autores, ainda é um objetivo pouco explorado na literatura.

Com relação aos experimentos computacionais, Alicastro et al. (2021) aplicam três estratégias construtivas para a criação de respostas iniciais no ILS: *Next-Fit Decreasing Height* (NFDH); *First-Fit Decreasing Height* (FFDH) e; *Best-Fit Decreasing Height* (BFDH). A busca local desenvolvida foi baseada em *Variable Neighborhood Descent* (VND), considerando três tipos de movimentos: i) a rotação de  $90^\circ$  no eixo z, ii) a troca de partes entre si e ii) a divisão de lotes. Os autores utilizam as seguintes métricas para avaliar os algoritmos propostos: média dos resultados para função objetivo, número de vitórias de cada algoritmo, média do GAP (diferença relativa entre um valor de função objetivo e aquele alcançado pelo por programação matemática) e DEV (diferença relativa entre um valor de função objetivo e o melhor valor encontrado por um dos algoritmos). A configuração dos algoritmos foi realizada de maneira automática com o *software Irace* de López-Ibáñez et al. (2016).

Por fim, o artigo de Stittgen e Schleifenbaum (2021) trata o problema de *scheduling* em MA considerando a inter relação de indicadores de desempenho como utilização, capacidade e trabalho em processo, que devem ser encarados levando-se em conta as características da tecnologia de MA empregada. Para avaliar o impacto da configuração de um ambiente dinâmico de produção nesses indicadores, um modelo de simulação de Monte Carlo foi desenvolvido e validado com base em dados coletados no chão de fábrica de um provedor global de serviços de MA.

Após a leitura completa dos 27 artigos, o presente estudo centrou-se no escopo de identificar as estratégias de solução aplicadas para problemas de *scheduling* em MA com foco em casos nos quais a demanda é conhecida previamente à sua programação e sequenciamento, os objetivos de otimização são singulares e o foco está apenas em *scheduling*, desconsiderando outros elos da cadeia de suprimentos.

Tabela 3 – Categorização dos artigos quanto ao modelo e tecnologia de MA

<b>Autor</b>	$N_\alpha$	$N_\beta$	$S_\alpha$	$S_\beta$	$S_\delta$	$S_\gamma$	<b>T</b>	<b>FO</b>
Li et al. (2017)	-	-	agrupado	PM	Si; Pr	-	PBF	min custos de produção
Chergui et al. (2018)	2D	C	aninhado	PM	-	Du	PBF	min atraso total
Dvorak et al. (2018)	2D	C	aninhado	PM	Si	Du; Ma	PBF	min <i>makespan</i>
Gopsill et al. (2018)	2D	C	aninhado	PM	-	-	ME	max indicador de produtividade
Luzon et al. (2019)	-	-	agrupado	SM	-	-	PBF	min <i>makespan</i>
Kucukkoc (2019)	-	-	agrupado	SM, PM*	Si; Pr	-	PBF	min <i>makespan</i>
Zhang et al. (2019)	2D	C	aninhado	PM	-	-	VP	min <i>makespan</i>
Araujo et al. (2019)	3D	ABC	aninhado	PM	-	-	PBF	min altura da construção
Che et al. (2021)	2D	ABC	aninhado	PM	Si; Pr	-	SLM	min <i>makespan</i>
Aloui et al. (2021)	2D	N/A	aninhado	PM	Si; Pr	Du	PBF, MJF	min atraso total
Alicastro et al. (2021)	2D	C	aninhado	PM	Si; Pr	-	SLM	min <i>makespan</i>

\* o autor propõe três modelos distintos com máquina única, máquinas paralelas idênticas e não idênticas.

Fonte: Elaborado pela autora.

### 3.5 Discussão

Considerando os dados apresentados na seção anterior, é possível elencar algumas características presentes na literatura que trata de *scheduling* em ambientes de MA. Para tal, a Tabela 3 sumariza algumas características importantes dos modelos abordados nos artigos, baseada na taxonomia de problemas de *scheduling* para MA de Oh et al. (2020). Como todos os trabalhos trataram os valores  $N_\gamma$  e  $N_\delta$  como *bounded* e *full*, esses parâmetros não foram incluídos na tabela. Além disso, serão incluídas na tabela colunas referentes à tecnologia (T) e à função objetivo (FO) adotadas em cada trabalho considerado nesta revisão. Assim como feito na análise de conteúdo, os autores foram listados em ordem crescente de publicação dos artigos.

É possível observar, primeiramente, que o trabalho de alguns autores apresenta observações faltantes nos dois primeiros elementos da tupla, justamente porque estas estão relacionadas às características dos algoritmos de nesting executados e, nesses casos em particular foram realizados agrupamentos das partes para a formação dos lotes. Como o problema de *scheduling* em MA pode ser dividido em dois subproblemas i) alocação das peças em lotes e ii) alocação dos lotes em máquinas, a primeira etapa pode ser definida

por meio de um algoritmo de *nesting* ou apenas realizando um agrupamento das peças de acordo com algum critério (semelhança, área, prazo de entrega, etc). A Tabela 3 mostra que apenas três autores utilizaram agrupamento para a formação de lotes, cerca de 27%. Portanto, a tendência que se observa é de que a solução de um algoritmo de *nesting* para a formação prévia dos lotes de peças é característica importante. Segundo alguns autores, solucionar o problema de *scheduling* dessa forma pode potencializar os resultados finais (ALOU; HADJ-HAMOU, 2021; CHE et al., 2021).

No entanto, quando os modelos incluem um algoritmo de *nesting* para criar os lotes de peças, as características de dimensão  $N_\alpha$  e rotação  $N_\beta$  são apresentadas e impactam significativamente na complexidade do algoritmo.

Araujo et al. (2019) desenvolvem seu trabalho dado um problema de posicionamento 3D com peças irregulares e, apesar de representarem casos importantes em MA, como visto, muitos autores simplificam o problema para o posicionamento 2D, tanto por fatores de tecnologias específicas que impedem o empilhamento das partes como por simplificação dos modelos matemáticos e algoritmos desenvolvidos. A possibilidade de alocar as peças em 3 dimensões, pode trazer resultados melhores em relação à função objetivo, pois pode permitir alocar mais partes na região de impressão, mas aumenta significativamente a complexidade dos modelos matemáticos e algoritmos. O mesmo se aplica com relação à possibilidade de rotação das peças  $N_\beta$ , em que é possível notar uma tendência dos autores a simplificar essa questão, adotando apenas a rotação no eixo Z.

As características das máquinas impactam significativamente os modelos desenvolvidos, assim como as restrições dos diferentes ambientes e objetivos de *scheduling*. A coluna  $S_\beta$  mostra que as condições de trabalho mais abordadas são provenientes de ambientes com máquinas paralelas, correspondendo a cerca de 90% dos trabalhos. Destes, apenas 4 trabalhos correspondem a ambientes com máquinas paralelas idênticas. A dissimilaridade das máquinas não idênticas podem ser observadas na coluna  $S_\delta$ , evidenciando que a maioria delas difere em termos de tamanho e parâmetros. Além disso, é observado que apenas dois autores trabalham em ambiente de máquina única.

Buscando-se nomear o ambiente mais presente na Tabela 3, observa-se o trabalho de Che et al. (2021) que denomina problema de programação da produção para manufatura aditiva como *Unrelated Parallel Additive Manufacturing Machine Scheduling Problem*, derivado do *Batch Processing Machine (BPM) Scheduling Problem*. Esse tipo de ambiente de manufatura é composto por múltiplas máquinas aditivas que apresentam diferenças de tamanho, capacidade, parâmetros de configuração, entre outros.

Finalizando a tupla pertencente às características de *scheduling*, a coluna  $S_\gamma$  mostra trabalhos contendo restrições na função objetivo. Pode-se observar que os trabalhos que buscam minimizar os atrasos apresentam a restrição Du (*Due Dates*). Um ponto de atenção relacionado ao trabalho de Dvorak, Micali e Mathieu (2018) é que, apesar de ter como

função objetivo a minimização do *makespan*, o modelo trás restrições leves a respeito da minimização do número de trabalhos atrasados Du e a restrição Ma (Materials), que busca maximizar a área total de impressão ao mesmo tempo que lida com as restrições de materiais.

Como visto anteriormente, são inúmeras as tecnologias de MA disponíveis no mercado, mas o que se observa a partir dos artigos estudados é que a grande maioria aborda apenas uma tecnologia por vez, ou seja, os modelos não costumam incluir diversos tipos de impressoras ao mesmo tempo, com exceção do trabalho de [Aloui e Hadj-Hamou \(2021\)](#). Além disso, a tecnologia mais utilizada nos artigos é a PBF, presente em cerca de 64% dos trabalhos, muito popular para a produção de peças metálicas. É importante destacar que diferentes tecnologias têm impacto direto nas etapas de pré e pós processamento das partes e também de *setup* das próprias impressoras 3D. Tais particularidades se traduzem em diferenças nos modelos matemáticos desenvolvidos por cada autor dada a tecnologia aditiva empregada.

Finalizando a análise da Tabela 3, observa-se que cerca de 54% dos artigos selecionados para revisão busca a minimização do *makespan* e 18% tem como função objetivo a minimização dos atrasos totais, o que mostra uma aderência aos objetivos de minimização mais tradicionais das pesquisas de *scheduling*.

Para compreender as soluções desenvolvidas pelos autores, a Tabela 4 apresenta de maneira detalhada quais as suas características com foco principal nos algoritmos desenvolvidos, a fim de entender quais as principais abordagens adotadas, suas limitações e similaridades. Dessa forma, a primeira coluna da tabela identifica o autor e o ano da publicação do artigo e segue a ordem da publicação mais antiga para a mais recente.

Já na segunda coluna da tabela estão apresentadas quais foram estratégias de solução implementadas pelos autores para resolver o problema de *scheduling* em MA. É possível observar que a maioria dos trabalhos traz modelos matemáticos de autoria própria, sendo identificados apenas dois trabalhos que adotam modelos de outros autores ([GOPSILL; HICKS, 2018](#); [ARAUJO et al., 2019](#)). Já com relação aos algoritmos rápidos desenvolvidos para o caso (coluna 2), cerca de 45% dos autores desenvolveram heurísticas e dois trabalhos não apresentam propostas de algoritmos para solucionar o problema, apenas a modelagem matemática ([LUZON; KHMELNITSKY, 2019](#); [KUCUKKOC, 2019](#)).

Na sequência, a coluna de numero três revela quais foram as estruturas de dados usadas para a representação das respostas do problema em questão. É possível notar que os seis primeiros trabalhos não identificam de maneira detalhada essas estruturas, ou seja, não foi possível encontrar essa informação nesses trabalhos. Nota-se também que, conforme o tema ganhou maturidade ao longo dos anos os autores passaram a descrever essa estrutura em seus artigos. Quando essa descrição ocorreu, a maioria deles afirma utilizar a estrutura de resposta baseada em Vetores e Coordenadas. Apenas o artigo de



Tabela 4 – Categorização dos artigos quanto ao experimento computacional

<b>Autor</b>	<b>Estratégias de solução</b>	<b>Estrutura de Dados da Resposta</b>	<b>Estratégias de Ordenação</b>	<b>Heurísticas Construtivas</b>	<b>Exploração de vizinhança</b>	<b>Comparação dos algoritmos</b>	<b>Número de Instâncias</b>	<b>Dados</b>
Li et al. (2017)	Mod. Mat. e Heurística	N/A	N/A	BF e ABF	N/A	Tempo de Execução e Valor Objetivo	42	Gerados
Chergui et al. (2018)	Mod. Mat. e Heurística	N/A	EDD	Heurística Personalizada	N/A	N/A	27	Gerados
Dvorak et al. (2018)	Mod. Mat., SA, TS, HS, SC e TS	N/A	N/A	Aleatório	Sim	N/A	10	Gerados
Gopsill et al. (2018)	FFDH + GA	N/A	DH	FFDH	N/A	Simulação	N/A	N/A
Luzon et al. (2019)	Mod. Mat.	N/A	SPT	N/A	N/A	Simulação	N/A	N/A
Kucukkoc (2019)	Mod. Mat.	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	42	Benchmark
Zhang et al. (2019)	Mod. Mat., Heurística e GA	Vetores e Coordenadas	DH	FFDH	Sim	Wilcoxon	14	Benchmark (Citado)
Araujo et al. (2019)	Força Bruta, GA e Heurística	Vetores e Coordenadas	DH	Aleatório	Sim	Médias do Valor Objetivo	3	Gerados (Online)
Che et al. (2021)	Mod. Mat. e SA	Skyline (x, y, z, l1, l2)	SPT, DH, DL, DW, DA e DV	BF e FF	Sim	Tempo de Execução e Valor Objetivo	140	Gerados (Online)
Aloui et al. (2021)	Mod. Mat. e Heurística	Vetores	EDD, SPT e DH	Heurística Personalizada	N/A	Tempo de Execução e Valor Objetivo	30	Gerados
Alicastro et al. (2021)	Mod. Mat. e ILS	Vetores	DH	NFDH, FFDH e BFDH	Sim	Tempo de Execução e Valor Objetivo	128	Benchmark e Gerados (Online)

Fonte: Elaborado pela autora.

Che et al. (2021) descreve uma estrutura um pouco mais complexa e detalhada chamada *Skyline*. Nos trabalhos que consideram apenas *scheduling*, as estruturas de resposta são determinadas principalmente por vetores de inteiros determinando o sequenciamento dos lotes nas máquinas disponíveis. No entanto, quando é levado em conta o posicionamento das partes é necessário construir estruturas de dados para armazenar as coordenadas dessas partes dentro do espaço de impressão.

O conjunto de regras de ordenação e heurísticas construtivas aplicadas corresponde a uma mistura das estratégias empregadas para problemas de *scheduling* e *bin packing*. As estratégias de ordenação aplicadas nos artigos estão presentes na coluna quatro e compreendem as seguintes regras: EDD (*Earliest Due Date*), SPT (*Shortest Processing Time*), DH (*decreasing height*), DL (*decreasing length*), DW (*decreasing width*), DA (*decreasing area*) e DV (*decreasing volume*). É possível notar que a estratégia de ordenação mais utilizada é a DH, presente em cerca de 54% dos trabalhos analisados. Além disso, apenas os artigos de Che et al. (2021) e Aloui e Hadj-Hamou (2021) utilizam mais de uma estratégia de ordenação.

Na coluna cinco estão identificadas as heurísticas construtivas, ou seja, como são criadas as respostas iniciais dos algoritmos. A partir dos artigos analisados, estas podem ser BF (*best fit*), ABF (*adapted best fit*), FFDH (*first fit decreasing height*), FF (*First Fit*), NFDH (*next-fit decreasing height*), Heurística Personalizada ou aleatório. Os autores Luzon e Khmelnitsky (2019) e Kucukkoc (2019) não descreveram como essas heurísticas construtivas foram criadas. Destacam-se FFDH (27%), estratégia que primeiramente ordena as peças da mais alta para a mais baixa e segue encaixando-as no primeiro *bin* em que haja espaço suficiente e BF (18%), que arranja as peças dentro do espaço de impressão de maneira a preencher o máximo possível de sua área disponível.

Os artigos também foram avaliados quanto à aplicação ou não de exploração de vizinhança, que visa potencializar os resultados dos algoritmos são desenvolvidas com base em movimentos de troca, inserção e remoção, tanto entre peças como entre lotes de produção. Além disso, também existem movimentos para criação, divisão, combinação e exclusão de lotes durante o processo de busca pela otimização de diferentes objetivos. A informação está contida na sexta coluna da Tabela 4, mostrando que cerca de 45% dos autores realizam essa etapa importante para o refinamento das respostas.

Visto que os trabalhos de *scheduling* em MA buscam solucionar um problema combinatório, é necessário que essas propostas de solução sejam comparadas e avaliadas de alguma forma. A coluna sete mostra que a maioria dos trabalhos analisados utiliza duas variáveis para fazer essa comparação: tempos de execução e valor da função objetivo. O tempo de execução se refere ao tempo que o computador leva ao encontrar uma solução para o problema combinatório. Como os problemas de *scheduling* em MA são NP-difíceis o espaço de busca aumenta exponencialmente com relação ao número de peças que devem

ser sequenciadas. Muitos autores desenvolvem modelos matemáticos que são submetidos a algoritmos exatos capazes de comprovar a resposta ótima, como por exemplo o CPLEX *Optimization Studio* da IBM. No entanto esses algoritmos consomem muito tempo de execução e memória para atingir tal comprovação, mas são utilizados principalmente para a validação dos resultados de outros algoritmos, como heurísticas e meta heurísticas. Já a qualidade de resposta é avaliada com relação aos valores encontrados para a função objetivo. Quando temos problemas de maximização, maiores valores são considerados melhores para o objetivo da função de desempenho. Já para problemas de minimização, valores menores são considerados melhores para a função objetivo.

Para avaliar a robustez dos experimentos computacionais, é importante observar se os trabalhos utilizaram boas amostras de problemas. A coluna oito exibe a quantidade de instâncias usadas e a coluna nove mostra se esses dados foram gerados, retirados de outros artigos (*benchmark*) e, também, se estão disponíveis para o leitor. Observa-se que apenas os trabalhos de [Alicastro et al. \(2021\)](#) e [Che et al. \(2021\)](#) tinham à disposição amostras maiores, porém ainda consideradas pequenas para representação da realidade. Além disso, a maioria utiliza um gerador para criar seu conjunto de dados (cerca de 63% dos artigos) e apenas alguns deles disponibilizam esses dados on-line.

Notam-se as limitações nas comparações entre algoritmos. Observando que a literatura é extremamente recente, a maioria dos pesquisadores se dedica a pesquisas normativas que buscam o desenvolvimento de novos modelos de otimização adaptados à tecnologia de MA, que vivencia enorme crescimento. Parte dos pesquisadores se concentra na exemplificação numérica dos seus modelos, realizando experimento com conjuntos de dados muito limitados e apenas aplicando o CPLEX para obtenção de soluções ótimas para instâncias de pequeno porte. Destacando-se desses, o trabalho de [Che et al. \(2021\)](#) que utiliza um supercomputador para resolver instâncias maiores.

## 4 Formulação do Problema

Tendo em vista os achados previamente discutidos na seção anterior, foi possível identificar os problemas e propostas de solução mais trabalhados pelos pesquisadores da área, possibilitando que o foco do presente estudo esteja condizente com os padrões já estabelecidos pela literatura atual.

A descrição mais abrangente para o problema de scheduling em MA encontrada em nossa revisão de literatura foi apresentada por [Che et al. \(2021\)](#). Nesse trabalho, um conjunto de máquinas paralelas não relacionadas que se utilizam da tecnologia PBF são usadas para fabricar peças de dimensões diferentes. Não é permitida a sobreposição de itens no eixo  $z$  (é proibido "empilhar" partes). Os autores ainda consideram que, com a impressão de uma estrutura de suporte apropriada, é possível rotacionar cada parte nos três eixos. Porém, conforme apresentado em nossa revisão, a fabricação camada-por-camada característica da manufatura aditiva afeta a resistência mecânica de forças atuando em planos paralelos ao plano de construção da máquina (plano  $x$ - $y$ ). Dessa forma, a premissa de que só é possível a rotação da peça seguindo o plano  $x$ - $y$  é muito comum na literatura, e será adotada nesse trabalho.

A partir dessas descobertas e premissas, o problema abordado pela presente pesquisa é definido da seguinte forma: seja uma máquina com plataforma de impressão de dimensões ( $L \times W \times H$ ) correspondendo à seu comprimento, largura e altura, respectivamente. Seja  $I$  o número total de peças de volume  $v_i$  a serem impressas em  $K$  lotes de impressão, que são enviados para serem processados na máquina, sem que as peças estejam sobrepostas em seus limites. Além disso, o empacotamento das peças só será considerado em dimensão 2D, ou seja, considerando apenas o eixo  $x$  (comprimento) e  $y$  (largura) da plataforma de impressão e sem permitir o empilhamento das peças. O tempo de processamento de cada lote será proporcional ao volume total das peças e à altura máxima atingida por cada lote.

De acordo com a classificação de ([HAX; CANDEA, 1984](#)) o problema tratado neste trabalho pode ser classificado como:

- Natureza **estática** do processo de chegada das peças a serem impressas;
- Natureza **determinística** dos tempos de processamento (impressão);
- **Ambiente de máquina única**;
- **Makespan** como medida de avaliação do desempenho;
- **Setups independentes**, pois o tempo de *setup* independe da sequências das tarefas.

## 4.1 Modelo matemático

A seguir será descrito o modelo de programação linear inteira mista (MILP), que foi retirado e adaptado do trabalho de Che et al. (2021), utilizado neste trabalho para solucionar o problema de scheduling em MA, considerando o problema formulado e modificando-se algumas restrições que foram simplificadas, como a rotação das peças apenas no eixo z e o ambiente de produção considerando apenas uma máquina. Os parâmetros adotados e seus índices (Tabela ??) são os seguintes:

- $V$ : velocidade de digitalização;
- $U$ : velocidade de cobertura (*recoater*);
- $(L \times W \times H)$ : comprimento, largura e altura da plataforma de impressão da máquina;
- $v_i$ : volume da peça  $i$ ;
- $(q_{in}, p_{in}, r_{in})$ : comprimento, largura e altura da peça  $i$  quando a mesma estiver na orientação  $n$ ;
- $M$ : um número suficientemente grande. Na equação 4.5 o big M é dado por  $\sum s_{in}, \forall i, n$ , já nas equações de 4.6 a 4.13 é dado por  $\sum (p_{in} + q_{in}), \forall i, n$  e na equação 4.15 é dado por  $\sum r_{in}, \forall i, n$

Tabela 5 – Índices

Índice	Descrição
i, j	peças
n	orientação
k	lote

A seguir, são definidas as variáveis usadas no modelo matemático:

- $t$ : *makespan*(tempo de completude de todas as máquinas);
- $z_k$ : variável binária que é igual a 1 quando o  $k$  –ésimo lote for atribuído à uma máquina, e 0 caso contrário;
- $\alpha_k$ : variável binária que é igual a 1 quando a peça  $i$  for atribuída ao  $k$ ésimo lote da máquina, 0 caso contrário;
- $b_{ij}$ : variável binária que é igual a 1 quando a peça  $i$  estiver alocada à direita da peça  $j$ , 0 caso contrário;

- $c_{ij}$ : variável binária que é igual a 1 quando a peça  $i$  estiver alocada à frente da peça  $j$ , 0 caso contrário;
- $a_{in}$ : variável binária que é igual a 1 quando a peça  $i$  estiver posicionada na orientação  $n$ , 0 caso contrário;
- $o_i$ : variável binária que é igual a 1 se a largura da peça  $i$  for paralela ao comprimento da máquina, e 0 se a peça  $i$  for colocada com seu comprimento paralelo ao comprimento da máquina;
- $h_k$ : altura do  $k$ ésimo lote da máquina, que considera altura máxima das peças que estão no lote  $k$  ;
- $t_k$ : tempo de processamento do  $k$ ésimo lote da máquina;
- $e_{ik}$ : volume da estrutura de suporte da peça  $i$  produzido no  $k$  – ésimos lote da máquina;
- $(X_i, Y_i)$ : coordenada superior esquerda da parte  $i$ .

Com base nas definições apresentadas e adotando as variáveis acima descritas, o problema pode ser matematicamente formulado da seguinte maneira, de acordo com [Che et al. \(2021\)](#):

$$\text{Min } t \quad (4.1)$$

$$\text{Subject to } t \geq \sum_{k \in K} t_k, \quad \forall \quad (4.2)$$

$$\sum_{k \in K} \alpha_{ik} = 1, \quad \forall i \in I \quad (4.3)$$

$$t_k = V \sum_{i \in I} (\alpha_{ik} v_i + e_{ik}) + U_m h_k, \quad \forall k \quad (4.4)$$

$$e_{ik} \geq \sum_{n \in N_i} a_{in} s_{in} - (1 - \alpha_{ik})M, \quad \forall i \in I, \forall k \in K \quad (4.5)$$

$$x_i + \sum_{n \in N_i} a_{in} p_{in} \leq W_m + M(1 - \alpha_{ik}) + M o_i, \quad \forall i, k \in K \quad (4.6)$$

$$x_i + \sum_{n \in N_i} a_{in} q_{in} \leq W + M(1 - \alpha_{ik}) + M(1 - o_i), \quad \forall i, k \in K \quad (4.7)$$

$$y_i + \sum_{n \in N_i} a_{in} q_{in} \leq L + M(1 - \alpha_{ik}) + M o_i, \quad \forall i, k \in K \quad (4.8)$$

$$y_i + \sum_{n \in N_i} a_{in} p_{in} \leq L + M(1 - \alpha_{ik}) + M(1 - o_i), \quad \forall i, k \in K \quad (4.9)$$

$$x_i + \sum_{n \in N_i} a_{in} p_{in} \leq x_j + M(1 - b_{ij}) + M o_i, \quad \forall i, j \in I, i \neq j \quad (4.10)$$

$$x_i + \sum_{n \in N_i} a_{in} q_{in} \leq x_j + M(1 - b_{ij}) + M(1 - o_i), \quad \forall i, j \in I, i \neq j \quad (4.11)$$

$$y_i + \sum_{n \in N_i} a_{in} q_{in} \leq x_j + M(1 - c_{ij}) + M o_i, \quad \forall i, j \in I, i \neq j \quad (4.12)$$

$$y_i + \sum_{n \in N_i} a_{in} p_{in} \leq x_j + M(1 - c_{ij}) + M(1 - o_i), \quad \forall i, j \in I, i \neq j \quad (4.13)$$

$$b_{ij} + b_{ji} + c_{ij} + c_{ji} \geq \alpha_{ik} + \alpha_{jkm} - 1, \quad \forall i, j \in I, i < j, k \in K \quad (4.14)$$

$$\sum_{n \in N_i} a_{in} r_{in} \leq h_k + (1 - \alpha_{ik})M, \quad \forall i \in I, k \in K \quad (4.15)$$

$$h_k \leq H, \quad \forall k \in K \quad (4.16)$$

$$\sum_{n \in N_i} a_{in} = 1, \quad \forall i \in I \quad (4.17)$$

$$x_i, y_i \geq 0, \quad \forall i \in I \quad (4.18)$$

$$b_{ij}, c_{ij} \in \{0, 1\}, \quad \forall i, j \in I \quad (4.19)$$

$$z_k \in \{0, 1\}, \quad \forall k \in K \quad (4.20)$$

$$\alpha_{ik} \in \{0, 1\}, \quad \forall i \in I, k \in K \quad (4.21)$$

$$h_k \geq 0, \quad \forall k \in K \quad (4.22)$$

$$o_{ij} \in \{0, 1\}, \quad \forall i \in I \quad (4.23)$$

$$a_{in} \in \{0, 1\}, \quad \forall i \in I, n \in N_i \quad (4.24)$$

$$t_k \geq 0, \quad \forall k \in K \quad (4.25)$$

$$e_{ik} \geq 0, \forall i \in I, k \in K \quad (4.26)$$

$$t \geq 0 \quad (4.27)$$

O objetivo (4.1) é a minimização do *makespan*, ou seja, o tempo de completude do último lote de peças, que está sendo calculado pela restrição (4.2). A restrição (4.3) garante que cada peça seja processada apenas uma vez por uma única máquina. O tempo de processamento de um lote é calculado pela restrição (4.4) e, quando o lote não for utilizado, seu tempo é automaticamente forçado como zero. A restrição (4.5) garante que o volume da estrutura de suporte usado no cálculo é consistente com a orientação escolhida da peça. As restrições (4.6) - (4.9) garantem que, independente da orientação vertical ou horizontal de cada peça, elas não devem ser colocadas fora dos limites da plataforma de impressão. Nas restrições (4.6) - (4.8), se  $\alpha_{ik}$  for igual a 1, significa que a peça é colocada no lote  $k$  da máquina, onde  $L$  e  $W$  são usados para restringir a colocação. Se  $\alpha_{ik}$  for igual a 0, essas restrições são relaxadas. As restrições (4.6) e (4.7) são usadas para controlar a rotação. Quando  $\alpha_{ik}$  for igual a 1, se  $o_i$  for igual a 0, a parte  $i$  é colocada com seu comprimento  $q_{in}$  paralelo ao comprimento  $L$  da máquina, assim as restrições (4.6) são rígidas e as restrições (4.7) são relaxadas. Quando  $o_i$  é igual a 1, a situação é inversa, onde a largura da peça é paralela ao comprimento  $L$  da máquina. A mesma lógica se aplica às restrições (4.8) e (4.9). As restrições (4.10) a (4.15) garantem que, se duas peças forem atribuídas no mesmo lote, elas não poderão se sobrepor. Especificamente, se  $b_{ij} = 1$ , as restrições (4.10) e (4.11) forçam a parte  $i$  a ser colocada totalmente à esquerda da peça  $j$ . Caso contrário, eles estão

relaxados porque a peça  $i$  não está necessariamente à esquerda da parte  $j$ . A mesma lógica se aplica às restrições (4.12) e (4.13). As restrições (4.13) garantem que, se duas peças forem atribuídas ao mesmo lote, uma das quatro variáveis de relação de posicionamento deve ser 1 e, assim a sobreposição pode ser evitada. As restrições (4.15) são implementadas para encontrar a altura de um lote e as restrições (4.16) garantem que a altura de um lote não ultrapasse a altura da máquina. As restrições (4.17) garantem que apenas uma orientação é escolhida para cada peça. Restrições (4.18) a (4.27) são restrições de domínio para as variáveis.



## 5 Otimizando o *scheduling* na MA usando um algoritmo baseado em GRASP

O algoritmo GRASP, proposto por [Feo e Resende \(1995\)](#) é uma metaheurística iterativa composta por duas fases: a de construção, em que utiliza heurísticas construtivas para a criação de soluções viáveis, e a busca local, em que são feitas melhorias nas respostas inicialmente criadas para que um ótimo local seja encontrado. Ao final das iterações, a melhor solução é armazenada. Fortemente baseado no *framework* do GRASP, o presente trabalho propõe uma heurística construtiva *multi-start* com componente aleatório, resumida no Algoritmo 1.

**Algoritmo 1:** Visão geral da heurística implementada

```

1 Procedimento macro da heurística proposta (max_iter)
2 Carrega_Instância()
3 para  $k = 1$  até  $max\_iter$  faça
4   |   constroiSolucao(Solução)
5   |   atualizaSolucao(Solução, Melhor_Solução_Encontrada)
6 fim
7 fim GRASP

```

A linha 1 inicia o procedimento e define o número de iterações que serão realizadas. A linha 2 carrega as instâncias do problema em questão e as linhas 3 a 7 realizam o *loop* do GRASP até o número final de iterações pretendidas. Na linha 4 acontece a fase de construção da solução e na linha 5 ocorre a busca local. Caso uma melhor solução seja encontrada, a anterior será atualizada na linha 6.

Para a implementação do algoritmo otimizador desse trabalho, escolheu-se adotar as seguintes decisões de projeto:

1. A construção de uma solução se dá pela estratégia *Left-Bottom/Down-Bottom* (LBDB), adaptada do trabalho de [Canellidis, Giannatsis e Dedoussis \(2013\)](#) e busca alocar as peças em posições que minimizam a distância da sua coordenada inferior esquerda com a origem da plataforma de impressão. Maiores detalhes sobre essa etapa são mostradas na seção [5.0.1](#);
2. A busca local não foi utilizada, devido ao fato de que resultados preliminares mostraram que o algoritmo construtivo já possui um mecanismo que permite uma exploração satisfatória do espaço de buscas em um tempo computacional aceitável;
3. O critério de atualização da melhor solução se baseia na regra “gulosa”.

O algoritmo 2 traz o pseudo-código do algoritmo implementado. Esse algoritmo inicia com o procedimento na linha 1, com a definição do número de iterações, e carrega-se a instância do problema (linha 2), contendo o número e características das peças, características da máquina, custo de setup e de impressão (mais detalhes sobre a geração de instâncias estão disponíveis na seção 6.1). A construção da solução está sendo realizada dentro do loop presente nas linhas 3 a 11, em que primeiramente se executa a aleatorização do vetor de peças na linha 4, a alocação das peças é realizada na fase de construção da solução presente na linha 5. Na linha 6 é feita a avaliação do custo (de produção) caso essa solução fosse adicionada à solução final, por meio de uma função de ajuste (*Fitness*) e nas linhas 7 a 10 é salva a solução (atualizaSolucao), caso ela retorne um menor custo.

**Algoritmo 2:** Heurística

```

1 Procedimento (max_iter)
2 Carrega_Instância()
3 para  $k = 1$  até  $max\_iter - 1$  faça
4   aleatoriza(vetorPeças)
5   Solucao = constroiSolução ()
6   custo = Fitness(Solução)
7   se  $custo < custo^*$  então
8      $custo^* \leftarrow custo$ 
9     atualizaSolução(Custo*, Melhor_Solução)
10  fim
11 fim
12 fim

```

### 5.0.1 Fase de construção da solução

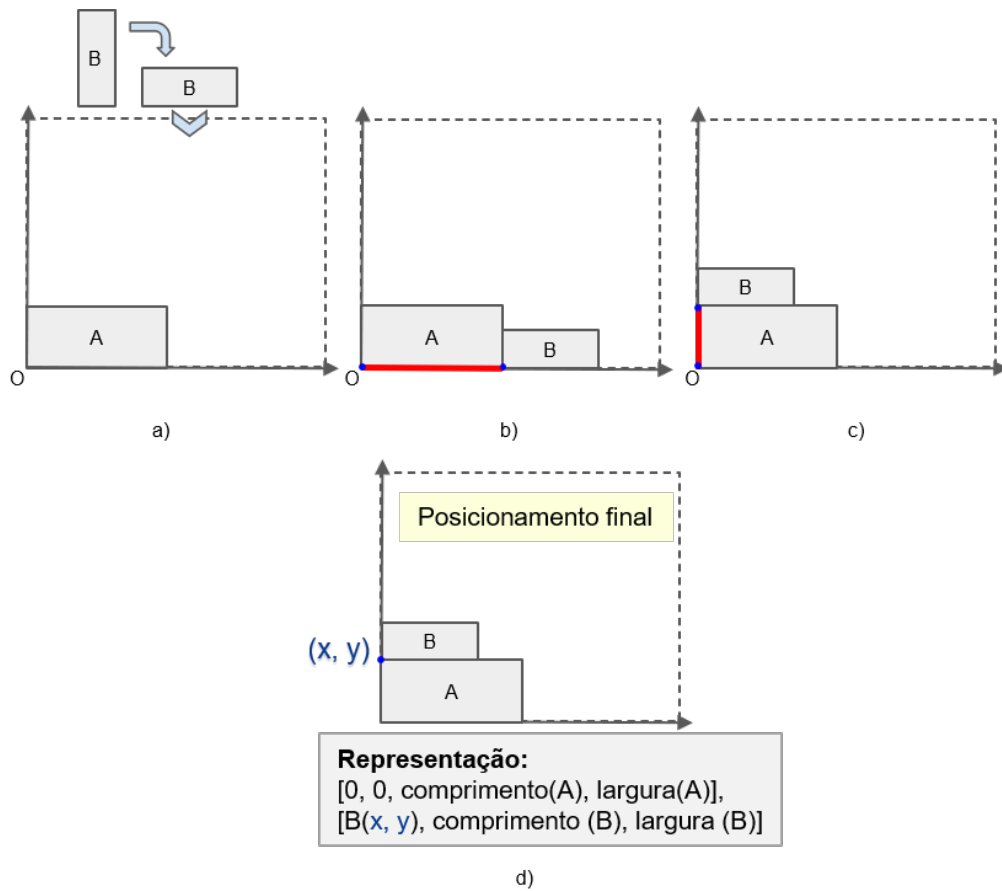
Como a RSL evidenciou, diversas estratégias são aplicadas para lidar com o problema de posicionamento de peças na área de impressão, resultando em melhor qualidade da construção de resposta e na diminuição da complexidade computacional da solução (LI; KUCUKKOC; ZHANG, 2017; CHERGUI; HADJ-HAMOU; VIGNAT, 2018; GOPSILL; HICKS, 2018; ZHANG; YAO; LI, 2019; CHE et al., 2021; ALOUI; HADJ-HAMOU, 2021; ALICASTRO et al., 2021)

A estratégia escolhida para ser implementada no presente estudo é chamada *Left-Bottom/Down-Bottom* (LBDB), adaptada do trabalho de Canellidis, Giannatsis e Dedoussis (2013). Essa estratégia busca alocar as peças em posições que minimizam a distância da sua coordenada inferior esquerda com a origem da plataforma de impressão.

A Figura 8 mostra um esquema de como é feita a alocação das peças segundo o LBDB. Seguindo a figura, primeiramente são armazenadas a coordenada inferior esquerda da peça e são delimitadas as dimensões da plataforma, para que nenhuma peça seja alocada fora de suas margens. Além disso, realiza-se a rotação das peças para que a construção

fique com a menor largura (eixo y) possível (a). Posteriormente, são mapeados todos os possíveis locais disponíveis para alocação da peça e é calculada a distância euclidiana entre os pontos de sua coordenada inferior esquerda e a origem da máquina  $O(0,0)$  (b) e (c). A peça será posicionada no espaço que resulte em menor distância entre os dois pontos e a estrutura de resposta adotada para representação da solução é composta de um vetor, contendo a coordenada inferior esquerda da peça em seu posicionamento final, comprimento e largura de cada peça alocada (d).

Figura 8 – Esquema de posicionamento do LBDB.



Fonte: A autora.

Após a definição da estratégia de posicionamento apresentada, as soluções para o problema são criadas a partir do Algoritmo 3, de modo que todas as peças sejam alocadas em quantas máquinas forem necessárias.

**Algoritmo 3:** Fase de construção da solução

```

1  Entrada: vetorPecas
2  Saída: Solucao
3  início
4  |   pecasAlocadas ← 0
5  |   Solucao ← ∅
6  |   coord_Peca ← ∅
7  |   enquanto n_pecasAlocadas < n_vetorPecas faça
8  |   |   para cada peça i não alocada faça
9  |   |   |   se comprimento(pi) < largura(pi) então
10  |   |   |   |   rotaciona(pi)
11  |   |   |   |   fim
12  |   |   |   para cada máquina j faça
13  |   |   |   |   se pi cabe em mj então
14  |   |   |   |   |   se mj estiver vazia então
15  |   |   |   |   |   |   aloca pi na origem (0,0) de mj
16  |   |   |   |   |   senão
17  |   |   |   |   |   |   para cada posição k faça
18  |   |   |   |   |   |   |   distancia = calculaDistanciaDaOrigem(i*, k*)
19  |   |   |   |   |   |   |   se distancia < distancia* então
20  |   |   |   |   |   |   |   |   distancia* = distancia, i* = i, k = k*
21  |   |   |   |   |   |   |   |   fim
22  |   |   |   |   |   |   |   fim
23  |   |   |   |   |   |   fim
24  |   |   |   |   |   senão
25  |   |   |   |   |   |   j = j+1
26  |   |   |   |   |   fim
27  |   |   |   |   fim
28  |   |   |   fim
29  |   |   |   alocarPeca(i*, k*)
30  |   |   |   pecasAlocadas = pecasAlocadas + 1
31  |   |   |   Solucao += [coord_Pecaijk]
32  |   |   fim
33  |   retorna Solucao
34 fim

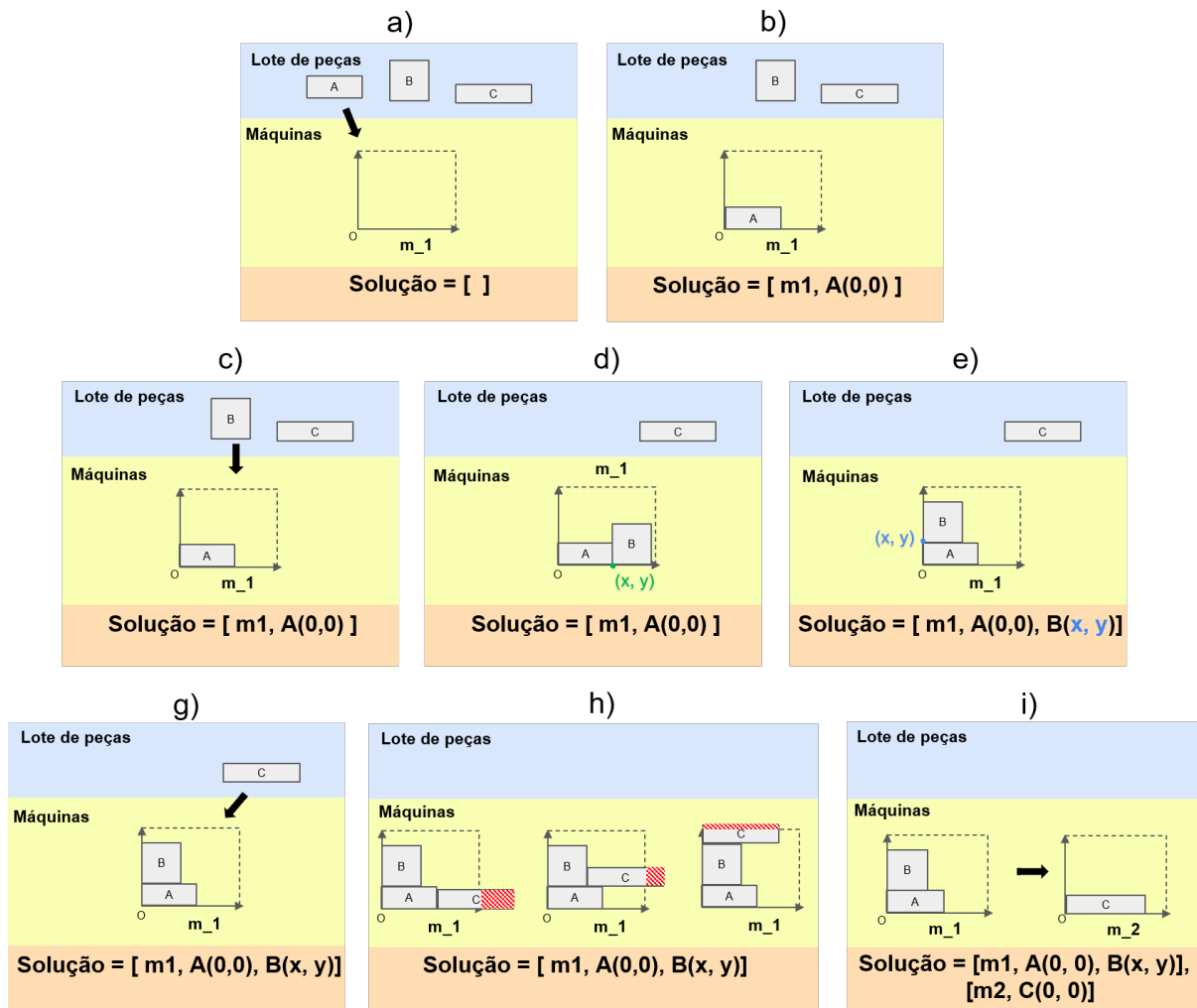
```

A partir de um vetor de peças (obtido através da criação de uma sequência aleatorizada das peças a serem produzidas), o algoritmo vai retornar uma solução que é constituída por uma lista que apresenta a sequencia ordenada de peças alocadas em cada máquina. Ao iniciar o procedimento, a variável *pecasAlocadas* é zero e o vetor de *Solucao* está vazio. Enquanto o número de peças alocadas for menor do que o tamanho do vetor de peças inserido no algoritmo, o procedimento irá iniciar o processo de alocação do item. Antes de posicionar a peça em algum lote de impressão, a minimização do comprimento da construção é garantida executando a rotação da peça no eixo z e sentido horário, caso necessário, ou seja, se  $peça/x < peça/y$ . A partir da decisão de rotação ou não de cada peça,

inicializa-se uma máquina e verifica-se se a peça em questão cabe no espaço disponível. Caso essa condição seja atendida, o algoritmo vai inserí-la na origem (0,0) pois a máquina estará vazia. Após a primeira peça alocada na máquina, o algoritmo passa a mapear cada possível posicionamento na bandeja de impressão e calcular a distância euclidiana entre a origem da máquina (0, 0) e a coordenada inferior esquerda da peça em seu posicionamento teste. Será armazenada para cada peça  $i$  o posicionamento  $k$  que resultar em menor distância e suas coordenadas serão inseridas na solução. Além disso, adiciona-se um elemento ao vetor de peças Alocadas. Quando a peça testada não couber no lote atual, uma nova máquina será iniciada e todo o processo de posicionamento prosseguirá até que todas as peças sejam alocadas a algum lote de produção.

A Figura 9 mostra um exemplo em que 3 peças (A, B e C) precisam ser alocadas. A primeira máquina é inicializada e, como a mesma está vazia, a primeira peça do lote (peça A) é posicionada na origem da plataforma de impressão, e a solução armazena as coordenadas da peça posicionada na máquina 1 (figuras a e b). Para a alocação da peça B (figura c), como ainda há espaço suficiente na máquina 1, o algoritmo testa seu posicionamento ao lado (figura d) ou acima (figura e) da peça A, escolhendo este último, pois o mesmo retorna a menor distância da origem, e adicionando à solução a coordenada da peça nessa posição. Para finalizar o procedimento, a alocação da peça C (figura g) será testada na máquina 1, porém, não há mais espaço suficiente para comportá-la (figura h). Uma nova máquina é inicializada (figura i) e, como a máquina 2 está vazia, a peça C é alocada em sua origem e é inserida a sua coordenada na solução. Portanto, ao final do procedimento, a solução final vai conter as coordenadas de cada peça em cada máquina.

Figura 9 – Exemplo de construção de resposta.



Fonte: A autora.

### 5.0.2 Determinação da melhor solução

A função para avaliação da solução, chamada de *fitness*, é derivada de vários trabalhos da literatura (por exemplo, Kucukoc (2019), Che et al. (2021)), em que é calculado o custo (tempo) de produção de cada lote de peças a ele atribuídas, segundo a expressão 5.1.

$$tempoProdução_j = VT \cdot \sum_{i \in I} (v_i \cdot X_{ji}) + HT \cdot \max_{B \in I} \{h_i \cdot X_{ji}\}, \forall j \in J \quad (5.1)$$

Em que,

- VT : Tempo de digitalização;
- HT : Tempo de *recoater*, que é repetido em cada camada com base na peça mais alta produzida no lote;

- $X_{ji}$  :variável binária que é igual a 1 se a peça  $i$  for atribuída ao lote  $j$ , 0 caso contrário.

Os lotes são sequenciados um de cada vez pois, para que o próximo lote de trabalho comece, o anterior precisa ter sido finalizado. Portanto, a soma dos tempos de processamento dos  $j$ -ésimos lotes de impressão representa o tempo total de execução dos trabalhos (*makespan*), medida que buscamos minimizar. Essa minimização é executada no GRASP adaptado por meio da avaliação do custo e a função de *fitness*, como mostra o pseudocódigo no Algoritmo 4.

**Algoritmo 4:** Cálculo de fitness

```

1 início
2    $tempo\_total \leftarrow 0$ 
3    $tempos\_lotes \leftarrow \emptyset$ 
4   para cada máquina  $j$  faça
5      $V_i \leftarrow 0$ 
6      $h_i \leftarrow 0$ 
7     para cada peça  $i$  faça
8       se  $h_i < peca.altura$  então
9          $h_i = peca.altura$ 
10      fim
11       $V_i += peca.volume$ 
12    fim
13     $tempos\_lotes += ((VT * V_i) + (HT * h_i))$ 
14  fim
15   $tempo\_total = soma(tempos\_lotes)$ 
16 fim

```

O algoritmo começa inicializando o tempo total, que será definido como zero, e o tempo dos lotes de impressão, que é definido por um vetor vazio, nas linhas 2 e 3. Nas linhas 4 a 14 acontece o loop em que serão calculados os tempos de impressão para cada máquina. Na linha 5 e 6 são definidos as variáveis de apoio que armazenam o volume  $V_i$  e a altura  $h_i$  das peças que entrarem no loop presente nas linhas 7 a 12. As linhas 8a 10 9 buscam e armazenam a maior altura das peças presentes no lote em questão e, na linha 11, é adicionado à variável  $V_i$  o volume correspondente à peça. Ao final do loop, na linha 13 são calculadas e armazenadas no vetor *tempos\_lotes* os tempos de processamento de cada lote de acordo com a expressão 5.1. Por fim, na linha 15, o tempo total de produção é calculado por meio da soma do vetor *tempos\_lotes*.

## 6 Resultados e análises

### 6.1 Geração de instâncias e ambiente de execução

Como não foram encontrados *benchmarks* de instância com todos os dados necessários para esse problema na literatura, o seguinte procedimento foi realizado para gerar as instâncias de teste: inspirado em (AMINI, 2014), um conjunto de 100 arquivos .stl foi amostrado aleatoriamente do repositório público thingiverse<sup>1</sup>, e as respectivas dimensões do volume (largura/comprimento/altura) encontradas pelo software Admesh<sup>2</sup>; os custos operacionais adotados são derivados dos valores de custo encontrados em (LI; KUCUKKOC; ZHANG, 2016), e apresentados na Tabela 6. Com base em dois modelos de impressoras 3D disponíveis comercialmente, duas dimensões de área de trabalho são consideradas:  $216mm \times 135mm$  e  $230mm \times 230mm$ . Para cada modelo de impressora, foram criadas 20 instâncias com [10, 20, 30, 40, 50, 75] peças. As peças contidas em cada instância do problema foram amostradas aleatoriamente dos arquivos .stl processados descritos anteriormente. Este procedimento nos dá 240 arquivos de instância.

Tabela 6 – Valores dos parâmetros de custo

Símbolo	Valor	Descrição
<i>VT</i>	3.85	Custo de produção de uma unidade de volume do lote
<i>HT</i>	84	Custo de produção de uma unidade de altura do lote

Para a execução dos testes, o modelo matemático indicado no capítulo 4 foi implementado em Python3, usando a biblioteca CPLEX 12.10. A heurística foi implementada em Python3. Ambos os algoritmos foram executados em um computador Acer, com processador Intel Celeron CPU N3450 1.10GHz e 4GB de memória RAM.

### 6.2 Descrição da análise do algoritmo

Para analisar o algoritmo proposto, três análises foram realizadas:

1. *Validação do algoritmo em relação ao resultado ótimo*: Usando os resultados obtidos pelo modelo matemático apresentado no capítulo 4, foi verificado se a heurística consegue obter resultados satisfatórios no que diz respeito ao valor do *fitness*.

<sup>1</sup> <http://www.thingiverse.com/>

<sup>2</sup> <https://github.com/admesh/admesh>



2. *Análise da dispersão dos resultados encontrados*: Embora o modelo matemático não tenha conseguido encontrar resultados para instâncias de médio e grande porte, analisou-se a dispersão dos resultados obtidos pelas várias execuções da heurística.
3. *Análise do tempo computacional requerido*: Por fim, analisou-se o tempo necessário utilizado pela heurística para executar as várias instâncias de problemas.

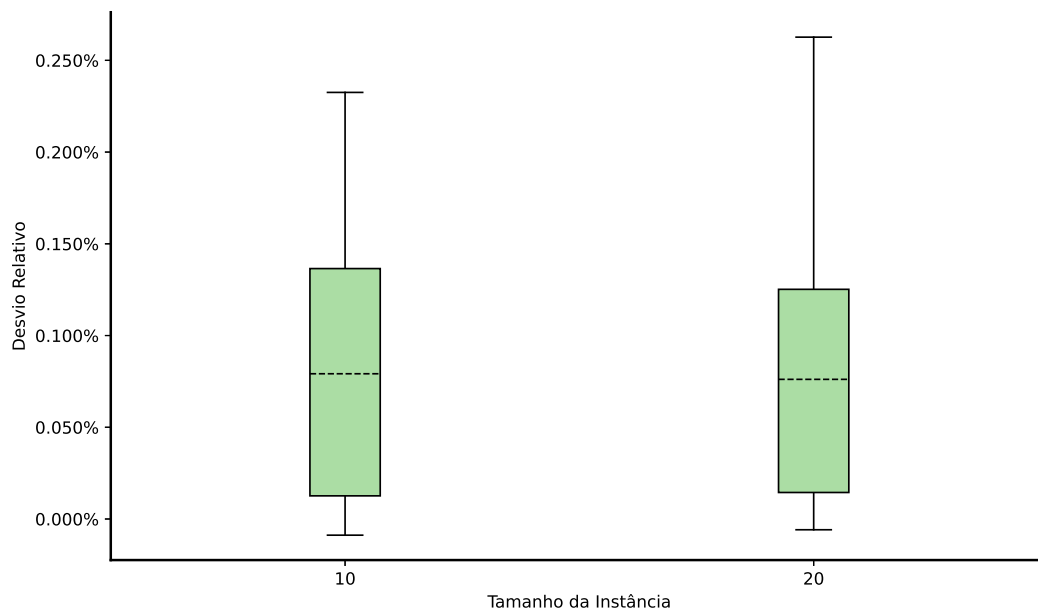
A seguir, cada uma dessas análises é apresentada.

### 6.2.1 Validação do algoritmo em relação ao ótimo

Conforme resultados obtidos em nossas execuções preliminares, o modelo apresentado no capítulo 4 só foi capaz de obter soluções ótimas em instâncias de tamanho [10, 20] (para instâncias maiores, houveram problemas inclusive de se determinar a solução inicial). Dessa forma, essa seção se foca nos problemas deste tamanho.

Para cada resultado obtido por cada instância, foi calculado o desvio relativo (RD),  $RD = (fitness_{heuristica} - fitness_{mip}) / fitness_{mip}$ . Os resultados são mostrados na figura 10 e tabela 7.

Figura 10 – Comparação de resultados entre a heurística e o ótimo encontrado pelo modelo matemático



Fonte: A autora.

Tabela 7 – Comparação entre heurística e o ótimo encontrado pelo modelo matemático

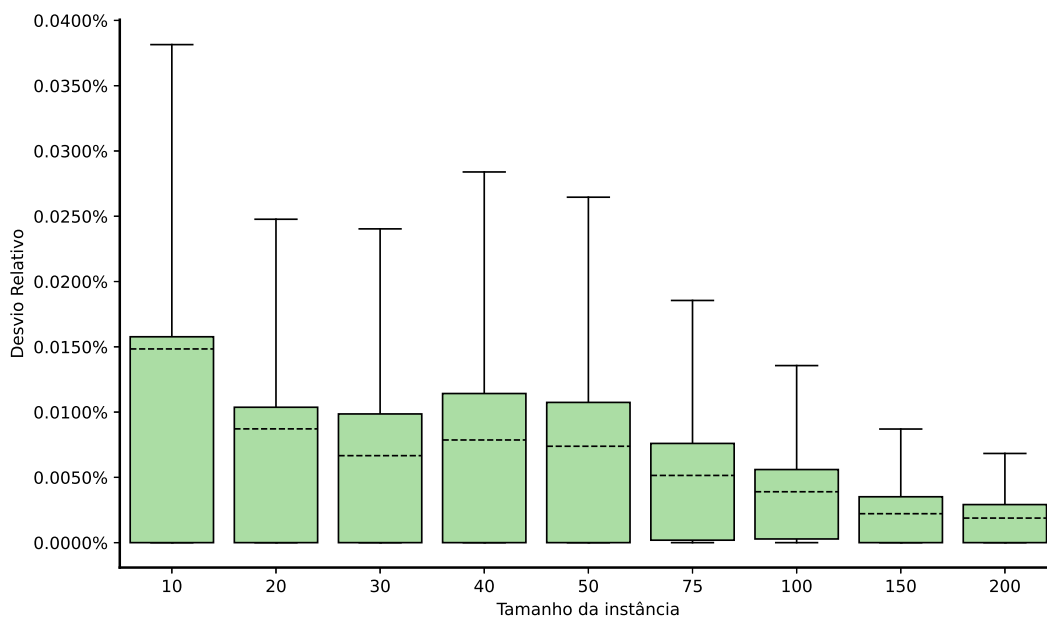
Tamanho da instância	Desvio Relativo		
	Min	Média	Max
10	0.00	0.000792	0.004426
20	0.00	0.000761	0.003593

De acordo com a figura 10 e tabela 7, percebe-se que o desvio relativo máximo encontrado foi muito pequeno (em torno de 0,2%). Mais que isso, 75% dos resultados obtidos obtiveram RD menor que 0,15%. Dessa forma, entende-se que a heurística conseguiu atingir resultados próximos ao ótimo para instâncias de até 20 ítems.

### 6.2.2 Análise da dispersão dos resultados encontrados

Para se analisar a dispersão dos resultados encontrados pela heurística, para cada instância  $i$  de um grupo de execuções, o desvio relativo  $RD = (fitness_i - fitness_{min}) / fitness_{min}$  foi calculado. Os resultados são apresentados na figura 11 e tabela 8.

Figura 11 – Análise da dispersão dos resultados da heurística proposta



Fonte: A autora.

Tabela 8 – Estatísticas descritivas dos dados referentes à análise de dispersão dos resultados da heurística proposta

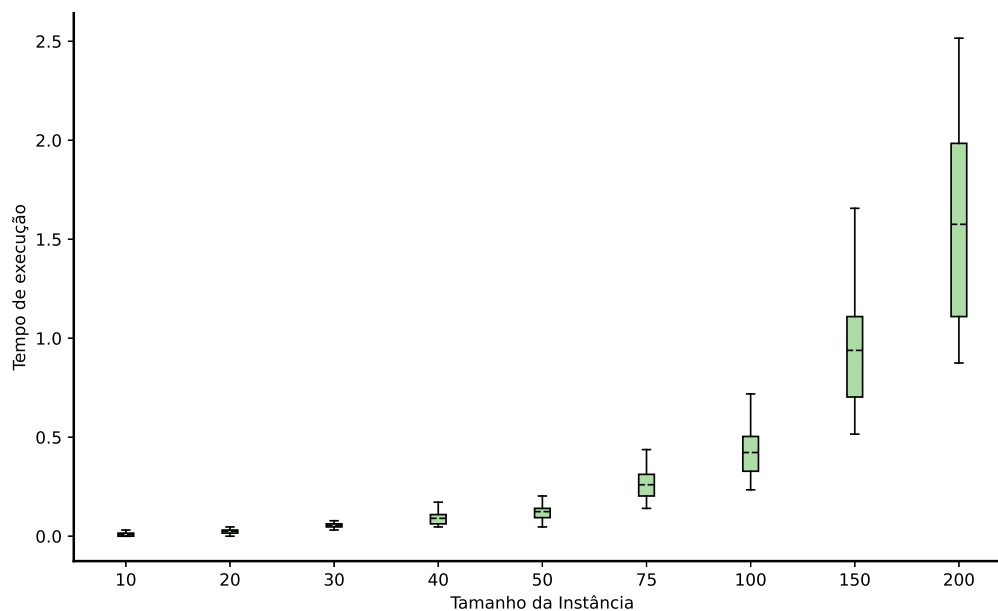
Tamanho da instância	Desvio Relativo		
	Min	Média	Max
10	0.0	0.000148	0.003623
20	0.0	0.000087	0.001139
30	0.0	0.000067	0.000565
40	0.0	0.000079	0.000841
50	0.0	0.000074	0.000440
75	0.0	0.000051	0.000352
100	0.0	0.000039	0.000199
150	0.0	0.000022	0.000159
200	0.0	0.000019	0.000109

Conforme os dados apresentados, o maior RD foi encontrado para as instâncias de 10 trabalhos, porém o mesmo é muito baixo (menor que 0.4%). Com isso, entende-se que a heurística tende a produzir resultados com alta repetibilidade (ainda que, para instâncias com 30 ou mais itens, a heurística pode ter se estabilizado em um mínimo local).

### 6.2.3 Análise do tempo computacional requerido

Um importante aspecto na análise da execução de heurísticas é o tempo computacional requerido. Os resultados encontrados para a heurística proposta são apresentados na figura 12 e tabela 9. Conforme mostram os dados, percebe-se que, para instâncias de até 100 itens, o algoritmo conseguiu obter a resposta em menos de 1 segundo. Mesmo com as maiores instâncias, a heurística resolveu qualquer problema em menos de 2,5 segundos. Dessa forma, entende-se que a heurística proposta consegue ser executada em um tempo computacional aceitável.

Figura 12 – Análise dos tempos computacionais necessários para a execução da heurística proposta (em segundos)



Fonte: A autora.

Tabela 9 – Estatísticas descritivas referentes aos tempos computacionais (em segundos)

Tamanho da instância	Desvio Relativo		
	Min	Média	Max
10	0.000000	0.008438	0.031250
20	0.000000	0.025039	0.046875
30	0.031250	0.055664	0.125000
40	0.046875	0.090273	0.187500
50	0.046875	0.124258	0.281250
75	0.140625	0.260000	0.437500
100	0.234375	0.422773	0.718750
150	0.515625	0.938672	1.656250
200	0.875000	1.575391	2.515625

## 7 Considerações Finais

A presente pesquisa abordou a temática de programação da produção em ambientes de manufatura aditiva, de forma a explorar todo o estado da arte, compreender os desafios da área e abordagens já executadas pelos pesquisadores e, a partir destes achados, propor uma nova solução para o problema. Para tal, primeiramente realizou-se uma RSL e, em um segundo momento, foi proposto um algoritmo para resolver o problema considerando um ambiente de máquina única.

Na primeira etapa do trabalho, a análise dos 27 trabalhos realizada apresentou os modelos quantitativos e estratégias de solução utilizados para problemas combinatórios *scheduling* em MA. Os resultados mostram que a literatura é extremamente recente e que o tema apresenta algumas lacunas para futuros esforços.

A revisão também evidenciou que algumas particularidades do problema são simplificadas nos modelos para diminuir sua complexidade, sem perder a qualidade das soluções, como considerar o posicionamento apenas em duas dimensões, por exemplo. Neste caso, o empilhamento de peças pode não ser permitido também por questões tecnológicas inerentes ao tipo de tecnologia de AM utilizada. Outras simplificações comuns encontradas são a de permitir a rotação das peças apenas no eixo Z e considerar as peças com formatos regulares.

O problema de *scheduling* em MA foi tratado em muitas abordagens considerando dois estágios distintos, primeiramente realizando a formação dos lotes de peças, que geralmente é feita por meio de um algoritmo de *nesting*, e posteriormente sequenciando esses lotes nas máquinas de I3D. Alguns autores propõem a aplicação desses dois estágios de problema em um modelo integrado, o que eleva ainda mais a sua complexidade.

Através da revisão também foi possível observar que, mesmo que a maioria dos trabalhos tenham proposto uma modelagem matemática para o problema, muitos deles não incluem as restrições tecnológicas intrínsecas à cada tecnologia de AM, o que pode prejudicar sua representação da realidade. Além disso, com o constante avanço das tecnologias de MA, os modelos também necessitam de aprimoramento para acompanhar essas variações.

Observando a literatura, o presente trabalho propôs uma abordagem heurística para o problema de minimização do *makespan* em um ambiente de MA contendo uma única máquina. Para tal, o modelo proposto por (CHE et al., 2021) foi adaptado para o presente trabalho e usado como base para validação da heurística proposta.

A heurística proposta foi baseada na estrutura definida pela meta-heurística GRASP,

que foi adaptada no presente estudo. Para tal, foi escolhido um algoritmo construtivo através de uma aleatorização da sequencia inicial de itens a serem programados. Além disso, para a fase de construção da solução, a estratégia de posicionamento LBDB foi utilizada.

Como visto na RSL, há pouca disponibilidade de instâncias de *benchmark* na literatura e, portanto, para executar a os experimentos computacionais necessários a fim de avaliar a eficiência do algoritmo proposto, 240 instâncias aleatórias de diversos tamanhos foram geradas, contendo todas as informações necessárias para os experimentos, como número e dimensões das peças, dimensões das máquinas e custos de produção.

A partir dos resultados obtidos pela execução do experimento, três análises foram realizadas: a primeira, comparou o resultado da heurística com a do modelo matemático. A segunda, buscou analisar o desvio padrão das respostas obtidas nas várias execuções da heurística. A terceira, analisou os tempos requeridos para a execução da heurística.

De acordo com as análises realizadas, a heurística conseguiu obter resultados muito próximos do ótimo nas instâncias em que se conseguiu obter soluções com o modelo matemático. Além disso, a dispersão dos dados foi pequena, o que indica que a heurística possui uma alta repetibilidade. Por fim, mesmo tendo sido implementada em Python (linguagem interpretada), a heurística conseguiu obter resultados em um tempo computacional muito pequeno (menor que 3s, mesmo para instâncias grandes).

A partir dos resultados obtidos tanto na RSL como no experimento computacional realizado, os próximos passos dessa pesquisa podem se dividir em duas frentes principais: a primeira, que diz respeito à obtenção de *benchmarks* para problemas de M.A., incluindo obtenção de limites inferiores e/ou soluções comprovadamente ótimas. A segunda frente, diz respeito à criação de algoritmos que permitam abordar a programação de tarefas em ambientes mais complexos, como aqueles compostos de múltiplas máquinas heterogêneas ou mesmo com diferentes restrições tecnológicas (como por exemplo rotação no eixo z).

# Referências

- 52900:2015, S. Iso - international organization for standardization; astm - american society of the international association for testing and materials. iso/astm 52900:2015(e): standard terminology for additive manufacturing - general principles - terminology. *Genève: ISO; West Conshohocken: ASTM International*, 2016. Citado na página 15.
- ALICASTRO, Mirko; FERONE, Daniele; FESTA, Paola; FUGARO, Serena; PASTORE, Tommaso. A reinforcement learning iterated local search for makespan minimization in additive manufacturing machine scheduling problems. **Computers and Operations Research**, v. 131, 2021. ISSN 03050548. Citado 6 vezes nas páginas 3, 25, 26, 29, 31 e 38.
- ALOUI, Aymen; HADJ-HAMOU, Khaled. A heuristic approach for a scheduling problem in additive manufacturing under technological constraints. **Computers and Industrial Engineering**, v. 154, p. 107115, 2021. ISSN 03608352. Citado 10 vezes nas páginas 2, 3, 4, 24, 26, 27, 28, 29, 30 e 38.
- AMINI, Mina. **Time estimation for additive manufacturing**. Dissertação (Mestrado) — Texas State University, 2014. Citado na página 44.
- ANTON, J. de; SENOVILLA, J.; GONZÁLEZ, J.M.; ACEBES, F.; PAJARES, J. Production planning in 3d printing factories. **International Journal of Production Management and Engineering**, v. 8, n. 2, p. 75–86, 2020. Citado 3 vezes nas páginas 3, 16 e 22.
- ARAUJO, Luiz J.P.; OZCAN, Ender; ATKIN, Jason A.D.; BAUMERS, Martin. Analysis of irregular three-dimensional packing problems in additive manufacturing: a new taxonomy and dataset. **International Journal of Production Research**, v. 57, n. 18, p. 5920 – 5934, 2018. ISSN 00207543. Citado na página 18.
- ARAUJO, Luiz J.P.; PANESAR, Ajit; OZCAN, Ender; ATKIN, Jason; BAUMERS, Martin; ASHCROFT, Ian. An experimental analysis of deepest bottom-left-fill packing methods for additive manufacturing. **International Journal of Production Research**, v. 58, n. 22, p. 6917 – 6933, 2019. ISSN 00207543. Citado 6 vezes nas páginas 3, 21, 26, 27, 28 e 29.
- ARENALES, M.; ARMENTANO, V.; MORABITO, R.; YANASSE, H. **Pesquisa Operacional**. [S.l.]: Rio de Janeiro: Elsevier, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 3 e 9.
- ARENALES M.; ARMENTANO, V. A.; Morabito R.; Yanasse H. H. **Pesquisa operacional**. [S.l.]: Campus, 2007. Citado na página 9.
- BAKER, K. R. **Principles of Sequencing and Scheduling**. [S.l.]: John Wiley Sons, 2009. Citado na página 3.
- BERTRAND, J. Will M.; FRANSOO, Jan C. Operations management research methodologies using quantitative modeling. **International Journal of Operations Production Management**, v. 22, n. 2, p. 241–264, 2002. ISSN 0144-3577. Citado na página 7.

- CANELLIDIS, Vassilios; GIANNATSI, John; DEDOUSSIS, Vassilis. Efficient parts nesting schemes for improving stereolithography utilization. **Computer-Aided Design**, v. 45, n. 5, p. 875–886, 2013. ISSN 0010-4485. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010448512002783>>. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 38.
- CASTILLO-RIVERA, S.; ANTÓN, J. De; OLMO, R. del; PAJARES, J.; LÓPEZ-PAREDES, A. Genetic algorithms for the scheduling in additive manufacturing. **International Journal of Production Management and Engineering**, v. 8, n. 2, p. 59–63, 2020. ISSN 2340-4876. Citado na página 22.
- CHE, Yuxin; HU, Kanxin; ZHANG, Zhenzhen; LIM, Andrew. Machine scheduling with orientation selection and two-dimensional packing for additive manufacturing. **Computers and Operations Research**, v. 130, 2021. ISSN 03050548. Citado 15 vezes nas páginas 3, 4, 16, 24, 26, 27, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 38, 42 e 49.
- CHERGUI, Akram; HADJ-HAMOU, Khaled; VIGNAT, Frederic. Production scheduling and nesting in additive manufacturing. **Computers and Industrial Engineering**, v. 126, p. 292 – 301, 2018. ISSN 03608352. Citado 6 vezes nas páginas 1, 16, 18, 26, 29 e 38.
- CHUA, C. K.; LEONG, K. F.; LIM, C. S. **Rapid Prototyping, Principles and Applications**. [S.l.]: Singapore: Manufacturing World Scientific Pub Co. 3<sup>a</sup> ed, 2010. Citado na página 14.
- CPLEX, IBM ILOG. V12. 1: User’s manual for cplex. **International Business Machines Corporation**, v. 46, n. 53, p. 157, 2009. Citado na página 18.
- DARWISH, Lamis R.; FARAG, Mahmoud M.; EL-WAKAD, Mohamed T. Towards reinforcing healthcare 4.0: A green real-time iiot scheduling and nesting architecture for covid-19 large-scale 3d printing tasks. **IEEE Access**, v. 8, p. 213916 – 213927, 2020. ISSN 21693536. Citado na página 22.
- DVORAK, Filip; MICALI, Maxwell; MATHIEU, Mathias. Planning and scheduling in additive manufacturing. **Inteligencia Artificial**, v. 21, n. 62, p. 40 – 52, 2018. ISSN 11373601. Citado 4 vezes nas páginas 18, 26, 27 e 29.
- EngiPrinters. 2021. Access date: 15 dez. 2021. Disponível em: <<http://www.https://engiprinters.com.br/>>. Citado na página 2.
- FEO, Thomas A; RESENDE, Mauricio G.C. A probabilistic heuristic for a computationally difficult set covering problem. **Journal of Global Optimization**, v. 6, n. 2, p. 109–133, 1995. ISSN 1573-2916. Citado na página 37.
- FERA, M.; FRUGGIERO, F.; LAMBIASE, A.; MACCHIAROLI, R.; TODISCO, V. A modified genetic algorithm for time and cost optimization of an additive manufacturing single-machine scheduling. **International Journal of Industrial Engineering Computations**, v. 9, n. 4, p. 423–438, 2018. Citado 3 vezes nas páginas 1, 3 e 19.
- FERA, M.; MACCHIAROLI, R.; FRUGGIERO, F.; LAMBIASE, A. A modified tabu search algorithm for the single-machine scheduling problem using additive manufacturing technology. **International Journal of Industrial Engineering Computations**, v. 11, n. 3, p. 401–414, 2020. Citado na página 23.



GOPSILL, J.A.; HICKS, B.J. Investigating the effect of scale and scheduling strategies on the productivity of 3d managed print services. **Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture**, v. 232, n. 10, p. 1753–1766, 2018. Citado 5 vezes nas páginas 19, 26, 28, 29 e 38.

HAX, A.C.; CANDEA, D. **Production and Inventory Management**. Prentice-Hall, 1984. ISBN 9780137248803. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=Wq9vQgAACAAJ>>. Citado na página 32.

KUCUKKOC, Ibrahim. Milp models to minimise makespan in additive manufacturing machine scheduling problems. **Computers and Operations Research**, v. 105, p. 58 – 67, 2019. ISSN 03050548. Citado 9 vezes nas páginas 2, 5, 20, 25, 26, 28, 29, 30 e 42.

LI, Qiang; KUCUKKOC, Ibrahim; ZHANG, David Z. Production planning in additive manufacturing and 3d printing. **Computers and Operations Research**, v. 83, p. 1339 – 1351, 2017. ISSN 03050548. Citado 11 vezes nas páginas 1, 3, 4, 15, 16, 17, 18, 20, 26, 29 e 38.

LI, Q.; KUCUKKOC, I.; ZHANG, Z. D. Production planning in additive manufacturing and 3d printing. **Computers and Operations Research**, v. 83, p. 157–172, 2016. Citado na página 44.

LI, Qiang; ZHANG, David; WANG, Shilong; KUCUKKOC, Ibrahim. A dynamic order acceptance and scheduling approach for additive manufacturing on-demand production. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 105, n. 9, p. 3711 – 3729, 2019. ISSN 02683768. Citado na página 20.

LUZON, Yossi; KHMELNITSKY, Eugene. Job sizing and sequencing in additive manufacturing to control process deterioration. **IIE Transactions**, v. 51, n. 2, p. 181 – 191, 2019. ISSN 24725854. Citado 7 vezes nas páginas 1, 2, 20, 26, 28, 29 e 30.

LÓPEZ-IBÁÑEZ, Manuel; DUBOIS-LACOSTE, Jérémie; CÁCERES, Leslie Pérez; STÜTZLE, Thomas; BIRATTARI, Mauro. The irace package: Iterated racing for automatic algorithm configuration. **Operations Research Perspectives**, v. 3, p. 43–58, 2016. Citado na página 25.

MOHER, David; LIBERATI, Alessandro; TETZLAFF, Jennifer; ALTMAN, Douglas G. Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: the prisma statement. **Annals of Internal Medicine**, v. 151, n. 4, p. 264–270, 2009. Citado 3 vezes nas páginas 9, 11 e 12.

MORABITO, R; PUREZA, V. **Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações**. [S.l.]: Elsevier, 2012. 168-198 p. Citado na página 7.

NAKANO, D. **Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações**. [S.l.]: Elsevier, 2012. 64 – 74 p. Citado 2 vezes nas páginas 8 e 9.

OH, Yosep; WITHERELL, Paul; LU, Yan; SPROCK, Timothy. Nesting and scheduling problems for additive manufacturing: A taxonomy and review. **Additive Manufacturing**, v. 36, 2020. ISSN 22148604. Citado 5 vezes nas páginas 14, 16, 17, 23 e 26.

- OH, Yosep; ZHOU, Chi; BEHDAD, Sara. The impact of build orientation policies on the completion time in two-dimensional irregular packing for additive manufacturing. **International Journal of Production Research**, Taylor Francis, v. 58, n. 21, p. 6601–6615, 2019. Citado 3 vezes nas páginas 2, 21 e 22.
- PAPAKOSTAS, Nikolaos; NEWELL, Anthony; GEORGE, Abraham. An agent-based decision support platform for additive manufacturing applications. **Applied Sciences**, v. 10, n. 14, 2020. ISSN 2076-3417. Citado na página 23.
- PINEDO, M. L. **Scheduling: Theory, Algorithms, and Systems**. [S.l.]: Springer, 2016. Citado na página 3.
- RANSIKARBUM, Kasin; HA, Sangho; MA, Jungmok; KIM, Namhun. Multi-objective optimization analysis for part-to-printer assignment in a network of 3d fused deposition modeling. **Journal of Manufacturing Systems**, v. 43, p. 35 – 46, 2017. ISSN 02786125. Citado 4 vezes nas páginas 3, 4, 16 e 18.
- RANSIKARBUM, K.; PITAKASO, R.; KIM, N. A decision-support model for additive manufacturing scheduling using an integrative analytic hierarchy process and multi-objective optimization. **Applied Sciences (Switzerland)**, v. 10, n. 15, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 2 e 23.
- ROSSI, Andrea; LANZETTA, Michele. Integration of hybrid additive/subtractive manufacturing planning and scheduling by metaheuristics. **Computers and Industrial Engineering**, v. 144, 2020. ISSN 03608352. Citado na página 23.
- STITTGEN, Tobias; SCHLEIFENBAUM, Johannes Henrich. Simulation of utilization for lpbfd manufacturing systems. **Production Engineering**, v. 15, n. 1, p. 45 – 56, 2021. ISSN 09446524. Citado na página 25.
- VOLPATO, N. **Manufatura Aditiva: tecnologias e aplicações da impressão 3D**. [S.l.]: Editora Blucher, 2017. ISBN 9788521211501. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 15.
- WANG, Yuanbin; ZHENG, Pai; XU, Xun; YANG, Huayong; ZOU, Jun. Production planning for cloud-based additive manufacturing using a computer vision-based approach. **Robotics and Computer-Integrated Manufacturing**, v. 58, p. 145 – 157, 2019. ISSN 07365845. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 21.
- YILMAZ, Omer Faruk. Examining additive manufacturing in supply chain context through an optimization model. **Computers and Industrial Engineering**, v. 142, 2020. ISSN 03608352. Citado 2 vezes nas páginas 2 e 23.
- ZHANG, Jianming; YAO, Xifan; LI, Yun. Improved evolutionary algorithm for parallel batch processing machine scheduling in additive manufacturing. **International Journal of Production Research**, v. 58, n. 8, p. 2263 – 2282, 2019. ISSN 00207543. Citado 4 vezes nas páginas 20, 26, 29 e 38.



# ANEXO A – Artigo Publicado

# Scheduling for Additive Manufacturing: a literature review

## *Scheduling para Manufatura Aditiva: uma revisão da literatura*

Gabriela Dall'Agnol<sup>1</sup> , Juliana Keiko Sagawa<sup>1</sup> , Roberto Fernandes Tavares Neto<sup>1</sup> 

<sup>1</sup>Universidade Federal de São Carlos – UFSCar, Departamento de Engenharia de Produção, Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção, São Carlos, SP, Brasil. E-mail: gabrielaagnol@gmail.com; juliana@dep.ufscar.br; tavares@dep.ufscar.br

**How to cite:** Dall'Agnol, G., Sagawa, J. K., & Tavares Neto, R. F. (2022). Scheduling for Additive Manufacturing: a literature review. *Gestão & Produção*, 29, e1922. <https://doi.org/10.1590/1806-9649-2022v29e1922>

**Abstract:** Advancements in production technologies and materials have facilitated the use of additive manufacturing (AM) (i.e., 3D printing) in the large-scale production of finished products with high level of customization, simplification of the factory floor, and fast delivery. Production sequencing is a well-established topic in this research area; however, its application to an AM environment suffers from specific issues that are yet to be explored. This paper presents a systematic literature review for mapping the state-of-the-art production sequencing methods in AM and for discussing the content of 26 articles published in magazines between 2017–2020. The main mathematical models, algorithms adopted for their solution, and main characteristics of computational experiments performed in these articles are identified; the results indicate that some characteristics of the problem can still be included in these models, such as the possibility of outsourcing and technology restrictions, which are yet to be explored in the literature. Further, authors observed the need for more robust computational experiments to better evaluate the proposed solutions.

**Keywords:** Scheduling; Additive manufacturing; Heuristics; Meta-heuristics; Mathematical modeling.

**Resumo:** Com o avanço das tecnologias de produção e de materiais, hoje é possível utilizar a Manufatura Aditiva (MA), também conhecida como impressão 3D, para a produção em grande escala de produtos acabados, com inúmeras vantagens como alto nível de personalização, simplificação do chão de fábrica e entrega rápida. O sequenciamento da produção, conhecido como Scheduling, é um tema bastante consolidado em sua área de pesquisa, mas sua aplicação dentro de um ambiente de MA enfrenta questões específicas que ainda foram pouco exploradas pelos pesquisadores. No presente artigo, realiza-se uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL) para mapear o estado da arte no que tange o sequenciamento da produção em MA, discutindo o conteúdo de 27 artigos publicados em revistas, entre os anos de 2017 à 2021. Foram identificados os principais modelos matemáticos, algoritmos adotados para sua solução e as características principais dos experimentos computacionais realizados. Os resultados mostram que algumas características do problema ainda podem ser incluídas nos modelos, como a possibilidade de terceirização e restrições de tecnologia, que foram pouco exploradas na literatura. Observa-se, ainda, a necessidade de experimentos computacionais mais robustos para uma melhor avaliação das soluções propostas pelos autores.

**Palavras-chave:** *Scheduling*; Manufatura aditiva; Heurísticas; Meta-heurísticas; Modelagem matemática.

Received Feb. 3, 2022 - Accepted June 19, 2022

Financial support: This study was financed in part by the Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Finance Code 001.



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

## 1 Introduction

Technological advancements in production systems such as additive manufacturing (AM), also known as 3D printing (3DP), have enabled companies to adopt a new production method. This method, which allows the fabrication of pieces with complex geometries within an acceptable time and cost, has attracted the attention of various industries including aerospace, automotive, defense, and health (Li et al., 2017).

In the 1980s, AM was established for rapid prototype development; it was used for creating complex pieces by adding layers of specific types of materials such as plastic, metal, or concrete from a three-dimensional model to produce objects with complex shapes without utilizing any cutting or molding tools (Chergui et al., 2018; Luzon & Khmelniisky, 2019).

AM technologies have evolved considerably since their inception; it originally focused on the rapid prototyping market, which continues to remain strong. However, a new market has recently emerged because of the significant advances in AM technologies in recent years; this market is geared towards printing finished products for direct consumption (Aloui & Hadj-Hamou, 2021). In Brazil, some companies already offer such a service: e.g., EngiPrinters (2021) provide a service where the clients send their printing projects remotely through the company's website and the printed piece is then delivered to their home.

An analysis of companies that provide 3DP services suggests a set of new production programming challenges. For example, Antón et al. (2020) reported that elements such as cloud manufacturing emerge in addition to others such as multiple machine operation and production order allocation in two-dimensional spaces. Given this context, production programming in AM environments involving multiple clients requires executing production orders for improving performance indicators such as low time and makespan. However, this is not the case when 3D printers are available for low-volume production (e.g., for domestic use or for prototyping in research). This ongoing shift in the production scale in the AM environment is one reason for conducting the present study.

In production engineering, AM simplifies the production process and streamlines the production setup of pieces with diverse characteristics; this provides the main advantage of its use in the industry: the possibility of increasing the mix and personalizing products while maintaining a low production volume. Therefore, several problems faced by traditional manufacturing are overcome; e.g., the need for producing and storing large product lots and managing complex supply chains; this increases firm profitability and customer satisfaction (Luzon & Khmelniisky, 2019; Ransikarbum et al., 2020; Yilmaz, 2020).

Important questions about planning, programming, and scheduling emerged when attempting to adequately integrate this new technology into a production system once AM became a mature technology or was sufficiently adopted in the industry. Based on the research on AM, several problems related to product and process engineering and production management were analyzed and tackled by researchers (Fera et al., 2018). However, production planning and printing programming and scheduling often remain intuitive and unsystematized by professionals who rely only on their shop floor experience; this results in processes lacking production time improvements and resource optimization (Ransikarbum et al., 2017; Antón et al., 2020). Such difficulties highlight the importance of conducting studies on production process optimization in 3DP environments.

In AM, the scheduling problem addresses some specific issues. The lot-sizing problem considers the geometry of pieces to balance production flexibility with high unit costs of 3DP objects. A considerable amount of processing time and costs may be modified based on characteristics such as height, volume, and area. Further, the use of AM machines with different specifications (such as pre-/ post-processing time, capacity, and cost of materials,

among others) affects the scheduling problem. The decision about the best combination and positioning of pieces for printing is considered an NP-hard combinatorial problem (Araujo et al., 2019; Che et al., 2021; Aloui & Hadj-Hamou, 2021; Alicastro et al., 2021).

To the best of our knowledge, the first scientific articles that explore the production scheduling problem in AM using mathematical models and/or proposing solutions were published in 2017 (Li et al., 2017; Ransikarbum et al., 2017). Such articles focused on analyzing the problem mathematically, in addition to testing heuristic solutions and decision support models. The best lot-sizing policy and positioning of pieces for printing regardless of AM technology are defined by combining two extensively studied problems: scheduling problem, considering production lot sizing and the bin packing problem. Therefore, scheduling in AM environments comprises two types of decisions: 1) before printing, the objects are clustered into lots based on a strategy, and 2) these lots are sent to machines based on their printing capacity. The main issue under analysis is whether different combinations of parts with different heights, sizes, and orientations can generate lots with different heights, printing areas, and support structures, which are factors directly affecting the time and cost of the entire process (Li et al., 2017; Ransikarbum et al., 2017; Che et al., 2021).

This scenario becomes even more complex given the increasing use of 3D printers in the production environment on small, medium, or large scales; this creates a high demand for pieces and many AM machines available for work allocation, which are often different from each other in terms of some indicators such as delivery time. Several authors in this area of research have proposed mathematical models for describing these specific cases and fast algorithms to solve the problem by facing these challenges and providing solutions sufficiently fast to allow managers to make their decisions as assertively as possible.

The present study aims at conducting a systematic literature review (SLR) to solve scheduling problems in AM for identifying models most commonly used by authors and their main characteristics, in addition to collecting data on algorithms and on the response and neighborhood exploration structures and understanding how computational experiments are performed and algorithms compared.

This remainder of this manuscript is organized as follows: The method used to select articles for this SLR is described in Section 2. Then, AM technologies and their taxonomy are discussed in Section 3. The content analysis of the 26 articles included in this study is presented in Section 4. Finally, this manuscript ends with the discussion, final considerations, and future perspectives in Sections 5 and 6, respectively.

## **2 Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analysis (PRISMA) model**

The stages of search, selection, and analysis of studies follow the preferred reporting items for systematic reviews and meta-analysis (PRISMA) method proposed by Moher et al. (2009). An article selection flowchart is applied according to this method; it has the following four phases: identification, screening, eligibility, and inclusion. The first step includes defining databases and search strings that will be used. Three databases were selected to search for articles: (1) Engineering Village, was selected because this search platform provides access to the databases of engineering articles and patents (Elsevier, 2020). The databases of (2) Web of Science and (3) SciELO were selected because the index articles of multidisciplinary areas are considered two of the largest and most used databases for bibliometric studies (Marsilio et al., 2011). The search string was defined as “AM” AND “scheduling” because this research aimed at finding studies on the production scheduling problem involving AM technologies.

During the initial search analysis, several studies focusing on only the nesting subproblem were identified, which included decoupling production scheduling from piece positioning (e.g., see Bennell & Oliveira, 2008). Studies exclusively focused on nesting problems were disregarded in the analysis because the present study is focused on the integration between production scheduling and piece positioning.

All articles that included the selected terms in their title, abstract, or keywords were listed by the platforms. In addition, only full articles published in journals were considered in the search. All articles found until August 2021 were included in the search because this is a recent topic in both the industry and the academy.

In the first phase of the PRISMA method, the search for articles in the databases retrieved 65, 44, and 65 articles in Engineering Village, Scopus, and Web of Science, respectively. Among these, 87 articles were duplicated in the three databases. These 87 studies were screened in phase 2 of the PRISMA method by reading their titles and abstracts. In this phase, a total of 51 articles were excluded, and they were classified as “outside the scope (OS):” 28 articles analyzed the AM materials, 14 analyzed specific 3DP technologies without addressing modelling or scheduling problem solutions, 1 article analyzed scheduling problems without relating them to AM technologies, 5 discussed technologies involving multiple AM robots, and 3 focused on the healthcare system, an education support system, and a model for minimizing energy consumption separately.

At the end of the screening and exclusion phase, 36 articles were read in full in phase 3 of the PRISMA method, during which another 9 OS articles were identified and 4 studies focused on the aspects of the Industry 4.0 (I4.0) and Internet of things (IoT), 2 studies reporting risk analysis models in AM environments, and 3 articles addressing maintenance scheduling, simulation models for the analysis of 3DP technologies and a collaborative AM system, separately. Further, the full text of one article was not accessible for reading and was labelled inaccessible (IN). Finally, 26 articles were included for full-length content analysis and included in the review (phase 4 of the PRISMA Method). Figure 1 summarized all stages.

After the screening and selection stages, the remaining 26 articles were subjected to bibliometric analysis towards identifying key characteristics for defining the importance and relevance of AM production scheduling studies within the breadth and scope of this study. The PRISMA methodology checklist applied to this review is available in Appendix A.

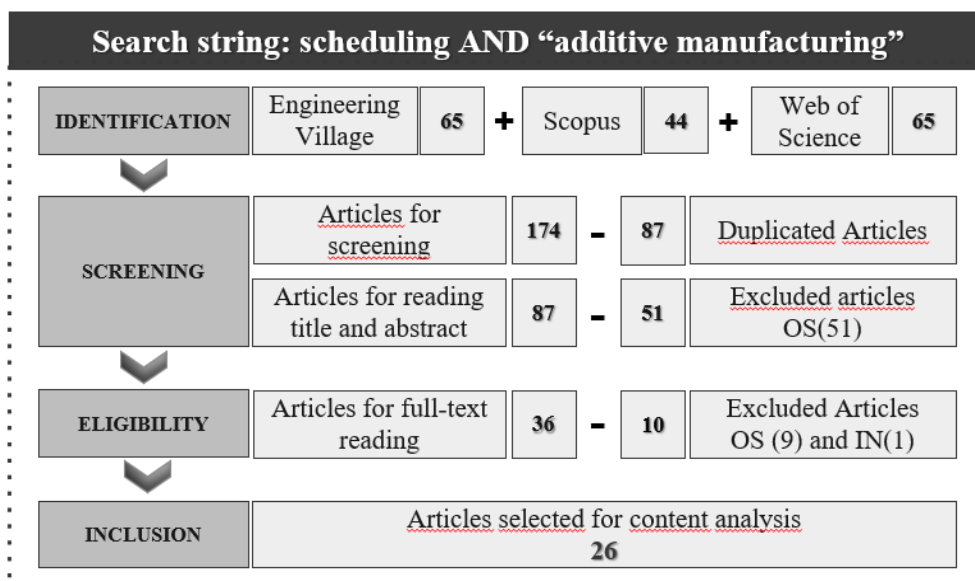


Figure 1. Scheme adopted for SLR, based on Moher et al. (2009). Source: The authors.



Considering the complexity and high number of technologies and advances introduced in AM, 3DP taxonomy is discussed in the next section to familiarize the reader with the terms presented in the content analysis of this review. Further, the findings of the studies require a form of classification. Thus, the present study references studies by Chua et al. (2010), Volpato (2017), and Oh et al. (2020) who characterized AM scheduling problems and their technologies. The elements used to summarize these findings are presented below.

### 3 AM technologies and taxonomy

AM technologies have evolved over the years, and various types of AM machines have emerged in the market. They comprise a set of different technologies that work with various raw materials.

The first classification, proposed by Chua et al. (2010), divided technologies into liquid, solid, and powder; however, it was insufficient to describe the shaping principles used in production. A standard entitled ISO/ASTM 52900:2015 (ISO, 2016) was created, and the technologies are classified based on the production process. The nomenclature used in the present article is outlined and Table 1 presents the taxonomy of AM technologies based on the standard ISO/ASTM 52900:2015(E) and on the book by Volpato (2017), which classify these technologies, their production principle and some specific applications.

**Table 1.** Classification of AM technologies.

Classification	Principle	Technologies
Vat polymerization	A liquid photosensitive polymer is selectively cured in a vat by light-activated polymerization.	Stereolithography
Material extrusion	The material is extruded through a beak or orifice and selectively deposited.	Fused deposition modeling
Material jetting	The material is selectively deposited in small drops.	Multi jet printing
Binder jetting	A liquid agglutinating agent is selective deposited to bind powder materials.	Color jet printing
Powder bed fusion	Thermal energy selectively fuses regions in a powder bed.	Selective laser sintering, direct metal laser sintering, selective laser melting, electron beam melting
Sheet lamination	Sheets cut from a material are bound (glued) to form an object.	Laminated object manufacturing, selective deposition lamination
Direct energy deposition	Thermal energy is used to melt materials as they are deposited.	Laser engineered net shaping, direct metal deposition, 3D laser cladding

Source: Adapted from Volpato (2017).

The characteristics of the technologies used that lead to different stages in the production process such as pre- and post-processing stages can directly affect the design of the mathematical models. Based on AM technology, some restrictions for batching the parts must be considered to ensure print quality. For example, printing machines using selective laser sintering (SLS) and binder jetting technology allow stacking parts on the printing platform without damaging their surfaces. In this case, the problem can be understood as a variant of the 3D packaging problem that is considerably more complex than 2D (Wang et al., 2019).

The orientation of parts is a key factor in AM and can affect cost, quality, and time. In some technologies such as those used to produce high-strength plastic materials, orientation has a less significant impact; however, this is not the case in laser-based technologies wherein this characteristic is a crucial factor (Antón et al., 2020).

The taxonomy used in the present research to classify the works selected for the literature review was adapted from the study reported by Oh et al. (2020). The tuple  $(N_\alpha, N_\beta, N_\gamma, N_\delta, S_\alpha, S_\beta, S_\gamma, S_\delta)$  is defined wherein “N’s” comprises characteristics related to *nesting* and “S’s” related to *scheduling*. Therefore, in Section 5 (and in Table 3), the studies will be referenced and classified according to this coding.

The first classification element associated with nesting ( $N_a$ ) defines whether parts will be placed only on the machine printing surface; i.e., all parts will necessarily be in contact with this surface (2D) or “packaged” in a 3DP space, and they will possibly be stacked one above the other.

The second element ( $N_a$ ) corresponds to the possibility of rotating the pieces considered in the nesting algorithm, and these can occur in the A, B, or C directions, and they represent the X, Y and Z axes of the Cartesian plane, respectively. Element  $N_a$  indicates whether the machine build volume is bounded or unbounded, and  $N_a$  shows whether all pieces will enter the full nesting algorithm or only a subset.

Among elements related to the scheduling problem,  $S_a$  indicates how the lots scheduled by the machines were sized, and this can result in nesting by an algorithm (nested) and grouping based on the characteristic of interest of the parts (grouped) such as height or volume. The machine build volume can be created based on some parameters by disregarding the parts such as size and volume or they can be provided based on a given structure. Next,  $S_a$  describes the types of environments adopted, and this may be single- or parallel-machine or flow shop. The element  $S_a$  indicates the dissimilarity between models related to parallel machines. These characteristics may be discrepant because of location (Lo), size (Si), and process (Pr) parameters. For the restrictions imposed on orders,  $S_a$  indicates whether those properties refer to due date (Du), material type (Ma), or part quality (Qu).

Both the nomenclature on AM technologies and the taxonomy of Oh et al. (2020) are important starting points for the content analysis of the 26 articles selected in the present study.

## 4 Additive manufacturing scheduling

Authors have approached the AM scheduling problem using various techniques such as mathematical modeling, heuristics, and meta-heuristics. Li et al. (2017) published the first study that used mixed integer modeling for AM; they aimed at minimizing production costs considering the need to print different objects with multiple PBF AM machines. This model focused on grouping objects into batches, called jobs, to build feasible solutions. Subsequently, the model assigned the jobs to machines, which helped minimize production costs. Therefore, the authors simplified the first step of the model by not including a nesting algorithm. The authors implemented their mathematical model through the CPLEX library (CPLEX, 2009) and proposed two heuristics: best-fit (BF) and adapted best-fit (ABF), which showed promising performances in a reasonable computational time.

Li et al. (2017) focused only on 3DP scheduling although they worked with ME technology. Ransikarbum et al. (2017) proposed a mathematical model considering multiple competing objectives, maximizing the load balance of the machines and minimizing total costs, involving printer and part (area x volume x height) costs, among

others, and minimizing the total production delay. The authors justified the importance of their multiobjective model based on the main trade-off of AM: reconciling production flexibility characteristic of the high unit costs of the objects.

Araujo et al. (2018) proposed a new taxonomy for packing irregular 3D parts to facilitate the identification of these new problems and adapt the existing literature to better describe the scenario and particularities of 3DP; they did not present a modeling or practical approach. Further, the authors provided and described a new dataset for implementing and evaluating future solution proposals.

In terms of PBF technology, Chergui et al. (2018) analyzed the AM scheduling problem as a composition of two sub-problems: i) allocation of parts in lots; and ii) batch scheduling in AM machines. The authors sorted the parts using the earliest due date (EDD) rule towards minimizing the total delay in an environment of identical parallel machines, and they developed a heuristic comprising a main and secondary algorithm for selecting the next part to avoid increasing the processing time of a temporary job, i.e., any job not yet scheduled on a specific machine when including a new part. Thus, if the print time of the temporary job with the addition of a new part exceeded the minimum expiration date of the parts previously assigned to the print job, then that candidate part would be removed from the list of available parts for that machine.

Dvorak et al. (2018) analyzed the 3DP problem in AM machines equipped with SLM technology; this was the first peer-reviewed article to include multiple objectives in the model towards minimize delays and makespan. In addition to the mathematical model implemented using the CPLEX library, the authors developed hill climbing, simulated annealing (SA), step counting, late acceptance, and Tabu search algorithms for solving 10 problems. The initial responses were constructed randomly, and the methods of exchanging parts and lots were used for neighborhood exploration.

In the study by Gopsill & Hicks (2018), the integrated adoption of nesting and scheduling problems increases the complexity of the model. They authors assessed the influence of the scale effect and of four different production scheduling strategies using first-fit decreasing height (FFDH) as a nesting algorithm to improve the productivity of 3DP machines with ME technology; further, they presented the results of its combination with a genetic algorithm (GA). In addition, they proposed a strategy termed online continuous queue to solve the dynamic scheduling problem for on-demand production.

Thus far, studies reviewed only analyzed parallel machines, whether identical or not. Fera et al. (2018) conducted the first study on the list of articles selected in this review to address the problem in a single AM machine in which parts are grouped based on the construction platform volume towards simultaneously minimizing production delays and costs. Thus, the authors presented a mathematical model and a GA was developed and applied to a small group of generated instances with approximately 30 instances containing between 5 and 30 pieces each. The authors indicated that the GA provided feasible solutions within a reasonable computational time. However, the quality of the solution was not compared with that of other methods.

Luzon & Khmel'nitsky (2019) analyzed a single-machine AM scheduling problem, and their mathematical model included a key characteristic in the shop floor operation: failures that may occur during the manufacturing process. The work addressed the dynamic demand of AM scheduling problem towards minimizing the makespan and flow time (total time that the part spends within the manufacturing process). In their mathematical model, they applied the shortest processing time (SPT) sorting rule, developed a simulation model, and determined the best distributions for modeling printer failures and lot sizes that provided the production system with the best performance. Li et al. (2019) considered dynamic demand, and the

authors developed a mathematical model for this case along with two heuristics based on different decision-making strategies for printers with GMP technology.

Kucukkoc (2019) was the first peer-reviewed study that modeled the AM scheduling problem considering three different scenarios: a single machine, and identical and nonidentical parallel machines towards minimizing the makespan. The authors performed computational experiments in CPLEX with test data based on the benchmark of the study by Li et al. (2017); they adapted to the characteristics of the aforementioned research. The results showed that the difficulty of finding a solution increased with the size of the problem instance, and the authors solved problems with up to 46 pieces using this approach.

Zhang et al. (2019) developed a heuristic for the scheduling problem using the FFDH strategy and GA for lot scheduling with the following three methods for positioning and machine selection: First-fitting decreasing part-height and random machine selection, random permutation and load balance-based machine selection, and random permutation and random machine selection. Computational experiments were performed to assess the effect on the production system when increasing the number of parts to be printed and of available AM machines, characteristics that were included in their problem instances.

A cloud-based 3DP environment was addressed by Wang et al. (2019) who proposed an intelligent production planning system in AM based on computer vision; they ensured that all parts were packaged in batches and printed as quickly as possible and they met the requirements of a rapid response to orders placed by customers in the cloud. This case study used data from 32 parts with different characteristics; the test results showed the high quality of the packaging solutions.

Some studies found by the systematic review do not directly address the scheduling problem; they are focused on the nesting problem that disregards the step wherein a set of parts (batch) is assigned to AM machines for optimizing production indicators such as in the study by Araujo et al. (2019). In this study, the authors adapted a model termed three-dimensional irregular packing problem for the 3DP scenario which considers irregular shapes in addition to rotating them in three different axes ( $x$ ,  $y$ , and  $z$ ). They raised the difficulty level of the problem in the first article to add this feature. The authors applied the deepest bottom-left-fill decreasing strategy for nesting and implemented a GA describing in detail the selection, crossover, mutation, and reallocation operators of the population of solutions.

Given the importance of the first stage of the nesting pieces, Oh et al. (2019) assessed the possible effects on Makespan when considering different policies for orientating the parts in a batch, by format, size and number, and only one AM machine of VP technology, which satisfies the scheduling condition defined by the first-in-first-out sorting criterion. Further, the authors considered a dynamic demand and performed experiments to evaluate specific policies for the orientation of the parts, i.e., laying and standing policies, which was aimed at reducing the height of the parts and minimizing their projection on the plane of the printer's base, respectively.

Further, Antón et al. (2020) proposed a solution in the form of an interface implemented in Python by analyzing dynamic demand, and it receives the specifications of parts to be produced and generates the production layout, programming, and scheduling. The authors developed a combinatorial auctions (CA)-based solution to meet the customers' demands in an environment with 3D printers with different technologies and materials.

To this end, Antón et al. (2020) solved the packaging problem in the first stage by maximizing the printing area occupied by a batch of parts, and in the second stage, using a winner determination problem (WDP) for determining batches that need to be produced for achieving the highest possible return. Although authors provided a CA-

and WDP-based solution strategy, they did not compare their solution with other algorithms that only exemplifies how they performed their experiments.

Darwish et al. (2020) proposed a 3DP management architecture based on an industrial IoT network that considers a dynamic and workload-intensive environment. The algorithm proposed by the authors showed a complexity of  $O(n \log(n))$ , and it was divided into a broker and a cluster manager; it was compared with the first-fit (FF), BF, and best-fit-decreasing algorithms. In addition, Papakostas et al. (2020) addressed dynamic demand and I4.0 and IoT aspects by developing constructive and ordering heuristics to solve the AM online scheduling problem specifically for SLM and DMLS technologies.

Ransikarbum et al. (2020) presented an optimization approach with multiple objectives for scheduling parts in AM considering an environment with nonidentical parallel machines. Its contribution lies in incorporating multiple printing technologies into the problem: ME, SL, and SLS, which includes in its model not only production decisions but also distribution and supply chain supply issues in an integrated manner. Computational experiments were performed by varying the number of parts, types of printers, and distribution locations.

Yilmaz (2020) modelled the AM problem, which considers the supply chain and presents a more complex mathematical model. However, the author employed heuristic and sorting strategies similar to others reviewed here. Rossi & Lanzetta (2020) discussed a hybrid problem integrating planning and scheduling activities as in the study by Yilmaz (2020); it is termed integrated planning and scheduling, together with AM technology.

Fera et al. (2020) provided a new version of the mathematical model with multiple objectives that they had previously proposed in 2018. This introduces some corrections and new features to increase its efficiency in addition to applying the heuristic based on the Tabu search technique; this compares the results with those of the AG implemented in 2018 because the authors used the same test instances in both articles. They concluded that GA is better in terms of computational time; however, TB is better in terms of operational management.

According to Oh et al. (2020), nesting and scheduling problems are treated separately in traditional manufacturing; a disjoint taxonomy for these problems is addressed and a more holistic view of their application is overlooked. A new taxonomy for AM scheduling problems was proposed based on dimensions such as parts, construction, and AM machine from 53 articles reviewed by the authors; they are divided into six other categories that describe and typify the problems in more detail.

Che et al. (2021) focused their research on SLM technology, which treats two stages (nesting and scheduling) in an integrated manner wherein batches are formed and allocated to the machine with the lowest makespan and compatible capacity. In addition to a mixed integer linear programming (MILP) model, the authors presented heuristics for ordering the parts and developed a SA-based metaheuristic with two constructive strategies, BF and FF, and with 11 types of operators for neighborhood exploration produced with 3 basic movements: reallocation, exchange, and division. In addition to applying the operators in the metaheuristic, random local search-based methods were developed towards refining solutions presented by the SA strategy.

In Aloui & Hadj-Hamou (2021), the parts were ordered using the EDD rule, with ties broken by the SPT rule and by the height of the part if the due date and processing time were the same. Furthermore, the authors developed constructive heuristics to solve large-scale cases of the problem. Authors built a data generator for creating instances. A small test problem was generated and solved using exact methods to ensure the validity of the proposed model. Only 15 of the 30 instances were solved with an exact model, which shows the need for fast algorithms to solve large problems.

Alicastro et al. (2021) conducted robust computational experiments to solve an AM scheduling problem, which considers nonidentical parallel machines using SLM technology. The mathematical model developed by the authors was initially proposed by Kucukkoc (2019) and the similarities of the AM scheduling problem with the batch processing machine problem (BPM) are extrapolated. Such a model still lacked an efficient solution implemented in the literature in addition to an exact solution (via mathematical programming). Therefore, the authors developed a metaheuristic termed reinforcement learning iterated local search towards minimizing the makespan, which according to the authors, remains a slightly explored objective in the literature.

Finally, the article by Stittgen & Schleifenbaum (2021) addressed the AM scheduling problem considering the interrelation of performance indicators such as utilization, capacity, and work in the production process; this must be analyzed considering the characteristics of the AM technology. A Monte Carlo simulation model was developed and validated based on data collected on the shop floor of a global AM service provider to assess the impact of configuring a dynamic production environment on these indicators.

The 26 articles qualitatively discussed in this section are summarized in Table 2, which identifies some characteristics relevant to the scope of the more in-depth analysis of AM scheduling problems provided in Section 5. The methodological approach of the study, the number of objective functions, and other features such as whether the studies addressed other links in the supply chain and type of demand are outlined in the chronological order of publication.

**Table 2.** Summary of the characteristics of the articles analyzed in this review.

Author	Quantitative approach	Single OF	Disregarding the supply chain	Static Demand
Li et al. (2017)	x	x	X	x
Ransikarbum et al. (2017)	x		X	x
Araujo et al. (2018)			X	
Chergui et al. (2018)	x	x	X	x
Dvorak et al. (2018)	x	x	X	x
Gopsill & Hicks (2018)	x	x	X	
Fera et al. (2018)	x		X	x
Luzon & Khmelitsky (2019)	x		X	
Li et al. (2019)	x		X	
Kucukkoc (2019)	x	x	X	x
Zhang et al. (2019)	x	x	X	x
Wang et al. (2019)	x	x	X	
Araujo et al. (2019)	x	x	X	x
Oh et al. (2019)	x	x	X	x
Antón et al. (2020)	x	x	X	
Darwish et al. (2020)	x	x	X	
Papakostas et al. (2020)	x	x	X	
Ransikarbum et al. (2020)	x			x
Yilmaz (2020)	x	x		x
Rossi & Lanzetta (2020)	x	x		x
Fera et al. (2020)	x		X	x
Oh et al. (2020)			X	
Che et al. (2021)	x	x	X	x
Aloui & Hadj-Hamou (2021)	x	x	X	x
Alicastro et al. (2021)	x	x	X	x
Stittgen & Schleifenbaum (2021)	x		X	

Source: The authors.

The present study reviewed research aimed at identifying solution strategies for AM scheduling problems on cases in which the demand was known prior to its programming and scheduling (static demand) with unique optimization objectives. They exclusively focused on scheduling, while disregarding other links in the supply chain. In addition, only quantitative studies were considered.

## 5 Discussion

Some characteristics present in the literature on AM scheduling can be listed considering the data presented in the previous section. To this end, Table 3 summarizes key characteristics of the models discussed in the articles based on the taxonomy for AM scheduling problems by Oh et al. (2020). As all studies treated the values  $N_\gamma$  and  $N_\delta$  as bounded and full, these parameters are not included in the table. Further, the columns referring to technology (T) and OF adopted in each study considered in this review are included in the table. For the content analysis, the authors were listed in an ascending order of publication of the articles.

**Table 3.** Classification of article by AM model and technology.

Autor	$N_\alpha$	$N_\beta$	$S_\alpha$	$S_\beta$	$S_\gamma$	$S_\delta$	T	FO
Li et al. (2017)	-	-	Grouped	PM	Si; Pr	-	PBF	Minimum production costs
Chergui et al. (2018)	2D	C	Nested	PM	-	Du	PBF	Minimum total delay
Dvorak et al. (2018)	2D	C	Nested	PM	Si	Du, Ma	PBF	Minimum makespan
Gopsill & Hicks (2018)	2D	C	Nested	PM	-	-	ME	Maximum productivity indicator
Luzon & Khmel'nitsky (2019)	-	-	Grouped	SM	-	-	PBF	Minimum makespan
Kucukkoc (2019)	-	-	Grouped	SM, PM*	Si; Pr	-	PBF	Minimum makespan
Zhang et al. (2019)	2D	C	Nested	PM	-	-	VP	Minimum makespan
Araujo et al. (2019)	3D	ABC	Nested	PM	-	-	PBF	Minimum construction height
Che et al. (2021)	2D	ABC	Nested	PM	Si; Pr	-	SLM	Minimum makespan
Aloui & Hadj-Hamou (2021)	2D	N/A	Nested	PM	Si; Pr	Du	PBF, MJF	Minimum total delay
Alicastro et al. (2021)	2D	C	Nested	PM	Si; Pr	-	SLM	Minimum makespan

\*The author proposes three distinct models: one with a single machine, an identical parallel machine, and nonidentical parallel machine. Source: The authors.

The results indicate that some researchers report missing observations in the first two elements of the tuple because they are related to the characteristics of the executed nesting algorithms; in these particular cases, the parts were grouped into lots.

The first step can be defined through a nesting algorithm or by merely grouping the parts according to some criterion (similarity, area, and delivery time, among others); the AM scheduling problem can be divided into two sub-problems: i) allocation of parts in batches and ii) allocation of batches in machines. Table 3 indicates that only three authors used grouping to form batches, approximately 27%. Therefore, the solution of a nesting algorithm for the prior formation of batches of parts is an important characteristic. According to some authors, solving the scheduling problem in this way can enhance the final results (Aloui & Hadj-Hamou, 2021; Che et al., 2021).

However, the dimension ( $N_a$ ) and rotation ( $N_a$ ) characteristics are presented and significantly impact the complexity of the algorithm when the models include a nesting algorithm to create part lots. Araujo et al. (2019) researched a 3D positioning problem with irregular parts; however, despite representing important cases in AM, many authors simplify the problem for 2D positioning as observed, both by using factors of specific technologies that prevent stacking parts and simplifying mathematical models and algorithms. The possibility of allocating parts in three dimensions can improve objective function results by allowing the allocation of more parts in the print region; however, it significantly increases the complexity of mathematical models and algorithms. Authors tend to simplify the rotation of parts  $N_a$  by adopting only the rotation on the Z axis.

The characteristics of the machines significantly affect the models and constraints of the different environments and scheduling objectives. Column  $S_a$  shows that the most working conditions referred to environments with parallel machines, which accounts for approximately 90% of the studies. Among these studies, only four studies analyzed environments with identical parallel machines. The dissimilarity of nonidentical machines is shown in column  $S_a$ , and it highlights that most machines differ in size and parameters. Further, only two research groups tackle a single-machine environment.

The most prevalent environment in Table 3 was analyzed in the study by Che et al. (2021), who designated the production scheduling problem of AM as unrelated parallel AM machine scheduling problem, derived from the BPM scheduling problem. Such a manufacturing environment is composed of multiple AM machines with different sizes, capacities, and configuration parameters, among others.

Completing the tuple of scheduling characteristics, the  $S_a$  column outlines studies containing objective function constraints that show studies aimed at minimizing delays present the due dates (Du) constraint. A key point related to the study by Dvorak et al. (2018) is that although its objective function was makespan minimization, the model contained light constraints for minimizing the number of delayed due jobs and the materials (Ma) constraint for maximizing the total printing area while simultaneously addressing the constraints of the materials.

Numerous AM technologies are available on the market; however, most articles reviewed here address only one technology at a time, except for the study by Aloui & Hadj-Hamou (2021). In addition, PBF is the technology most commonly used in the articles, in approximately 64% studies, and it is popular in the production of metal parts. However, different technologies directly affect the pre- and post-processing stages of parts and the setup of the 3D printers. Such particularities translate into differences in the mathematical models developed by each research group as a function of the AM technology.

Table 3 indicates that approximately 54% of the articles selected for review aimed at minimizing makespan, and that the objective function of 18% of the studies consisted



of minimizing total delays. Therefore, it demonstrated compliance with more traditional minimization objectives of scheduling research.

Table 4 presents the characteristics of the solutions by focusing on the algorithms to grasp the main approaches, their limitations, and similarities. Thus, the first column identifies the author and year of publication of the article in the chronological order. The second column outlines the solution strategies for solving the AM scheduling problem implemented by the authors, with most studies developing their own mathematical models because only two studies adopted models from other authors (Gopsill & Hicks, 2018; Araujo et al., 2019). Among the fast algorithms (column 2), heuristics were developed in approximately 45% studies; however, two studies failed to present algorithm proposals for solving the problem and they developed only mathematical models (Luzon & Khmel'nitsky, 2019; Kucukkoc, 2019). Column number in Table 4 reveals the data structures used to represent the solutions to the problem at hand.

**Table 4.** Classification of articles by computational experiment.

Authors	Solution strategies	Response data structure	Sorting strategies	Constructive heuristics	Neighborhood exploration	Comparison of algorithms	Number of Instances	Data
Li et al. (2017)	Mat. Mod. and Heuristic	N/A	N/A	BF and ABF	N/A	Execution Time and Objective Value	42	Generated
Chergui et al. (2018)	Mat. Mod. and Heuristic	N/A	EDD	Custom heuristic	N/A	N/A	27	Generated
Dvorak et al. (2018)	Mat. Mod., AS, TS, HS, SC and TS	N/A	N/A	Random	Yes	N/A	10	Generated
Gopsill & Hicks (2018)	FFDH + GA	N/A	DH	FFDH	N/A	Simulation	N/A	N/A
Luzon & Khmel'nitsky (2019)	Mat. Mod.	N/A	SPT	N/A	N/A	Simulation	N/A	N/A
Kucukkoc (2019)	Mat. Mod.	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	42	Benchmark
Zhang et al. (2019)	Mat. Mod., Heuristic and GA	Vectors and Coordinates	DH	FFDH	Yes	Wilcoxon	14	Benchmark (Cited)
Araujo et al. (2019)	Brute Force, GA and Heuristic	Vectors and Coordinates	DH	Random	Yes	Objective Value means	3	Generated (Online)
Che et al. (2021)	Mat. Mod. and SA	Skyline (x, y, z, l1, l2)	SPT, DH, DL, DW, DA and DV	BF and FF	Yes	Execution Time and Objective Value	140	Generated (Online)
Aloui & Hadj-Hamou (2021)	Mat. Mod. and Heuristic	Vectors	EDD, SPT, DH	Custom heuristic	N/A	Execution Time and Objective Value	30	Generated
Alicastro et al. (2021)	Mat. Mod. e ILS	Vectors	DH	NFDH, FFDH E BFDH	Yes	Execution Time and Objective Value	128	Benchmark and generated (Online)

Source: The authors.

The first six studies failed to identify these structures in detail; this is represented by the argument "Not Available" ("N/A") that indicates this information could not be found in these articles. As the topic matured over the years, authors began to describe this structure in their articles, most of whom used the response structure based on vectors and coordinates. Only Che et al. (2021) described a slightly more complex and

detailed structure termed “Skyline.” In studies that only analyzed scheduling, the response structures were determined by vectors of integers scheduling batches on available machines; however, the positioning of the parts required building data structures to store the coordinates of these parts within the printing space. The set of sorting rules and constructive heuristics applied correspond to a mixture of strategies used for scheduling and bin packing problems. The sorting strategies applied to the articles were outlined in column four, and they comprise the following rules: EDD, SPT, decreasing height (DH), decreasing length (DL), decreasing width (DW), decreasing area (DA), and decreasing volume (DV).

DH is the most commonly used sorting strategy, and it is found in approximately 54% of the studies. In addition, only Che et al. (2021) and Aloui & Hadj-Hamou (2021) used more than one sorting strategy.

Column five identifies constructive heuristics, i.e., how the initial responses of the algorithms were created. Based on these articles, they can be classified as BF, ABF, FFDH, FF, next-fit decreasing height (NFDH), custom heuristics, or random. Luzon & Khmelnitsky (2019) and Kucukkoc (2019) did not describe how they developed those heuristics. Two strategies stood out: FFDH (27%), which first sorts the pieces from highest to lowest and then fits them into the first bin with enough space, and BF (18%), which arranges the pieces within the printing space to fill as much available area as possible.

Further, the articles were evaluated based on whether they applied neighborhood exploration to enhance the results of the algorithms developed based on exchange, insertion, and removal movements between both parts and production batches. Some movements were analyzed for creating, dividing, combining, and deleting batches during the searching process for optimizing different objectives. The information contained in the sixth column of Table 4 shows that approximately 45% of the research groups completed this important step for refining the answers.

The solutions proposed in AM scheduling studies must be compared and evaluated in some way because they aim at solving a combinatorial problem. Column seven shows that most studies used two variables for this comparison: execution time and objective function value. Execution time refers to the time taken by a computer to find a solution to the combinatorial problem. The search space increases exponentially with the number of parts requiring scheduling because AM scheduling problems are NP-hard. Many authors developed mathematical models subjected to exact algorithms for proving the optimal answer such as IBM's CPLEX Optimization Studio. Although these algorithms demand long execution times and memory to provide such a proof, they are used to validate the results of other algorithms such as heuristics and meta heuristics. Thus, the response quality is evaluated based on the objective function values. For maximization problems, higher values are considered to be better for objective function performance; for minimization problems, lower values are considered better.

Assessing the robustness of computational experiments requires determining whether the studies used good samples of problems. Column eight displays the number of instances, and column nine shows whether these data were generated or retrieved from other articles (benchmark) and if they are available to the reader. Only Alicastro et al. (2021) and Che et al. (2021) used large samples; however, these samples are considered too small to represent reality. Most authors used a generator to create their dataset (approximately 63% articles), and only a few of them make these data available online.

The limitations in comparisons between algorithms were noted. The literature is extremely recent, and most researchers have conducted normative research aimed at

developing new optimization models adapted to AM technology, which is experiencing an enormous growth. Some researchers focused on numerical exemplification of their models, and they performed experiments with very limited datasets and by applying only CPLEX to identify optimal solutions for small instances. Among them, the study by Che et al. (2021) has gained interest because they use a supercomputer to solve larger instances.

## 6 Final considerations and future perspectives

This study reviewed the literature on AM scheduling to understand how researchers in the area are solving this problem given the increasing use of 3D printers in production environments and the need to ensure the competitive performance of companies in this setting.

Although many studies proposed mathematical models for the problem, most do not include technological constraints intrinsic to each AM technology; this impairs their representation of reality. Further, the models must also be improved to keep up with the constant advancements in AM technologies.

The AM scheduling problem is tackled using many approaches in two different stages: first, by sorting pieces into lots using a nesting algorithm, and subsequently, by scheduling those lots to 3DP machines. Some authors propose applying these two stages of the scheduling problem in an integrated model, which can further increase its complexity.

This review indicated that some characteristics of the problem can be simplified in the models to reduce their complexity without losing the quality of the solutions, e.g., considering positioning only in two dimensions. In this case, it may not be allowed to stack parts because of the technological issues inherent to the type of AM technology. Other common simplifications include allowing parts to be rotated only on the C axis and considering parts with regular shapes.

Various implementations of mathematical models for validating other algorithms were identified; however, with few heuristics versus heuristics or meta-heuristics versus meta heuristics comparisons. There is room for a more elaborate comparative analysis, which involves algorithms similar to each other and includes comparisons on tuning strategies.

The analysis of studies selected in this SLR on quantitative models and solution strategies suggests that the literature on this topic is extremely recent. Both the implementation of a heuristic adaptation and the development of hybrid strategies between enumerative and heuristic algorithms, in addition to meta-heuristics, represent wide knowledge gaps that should be bridged in future research efforts aimed at developing fast algorithms for AM scheduling problems.

Thus, this study presented the following research avenues (i) in exact methods, which include mathematical formulations that generate more adequate bounds in addition to decomposition methods and MIP-Heuristics; and (ii) in heuristics, which improve and introduce new methods for AM scheduling. Further, empirical studies on real AM environments must be conducted to indicate the restrictions and characteristics of such environments.

Finally, although the present study only considered articles on integrated production programming with nesting decisions, a similar analysis should be conducted considering only the nesting subproblem.

## References

- Alicastro, M., Ferone, D., Festa, P., Fugaro, S., & Pastore, T. (2021). A reinforcement learning iterated local search for makespan minimization in additive manufacturing machine scheduling problems. *Computers & Operations Research*, 131, 105272. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cor.2021.105272>.
- Aloui, A., & Hadj-Hamou, K. (2021). A heuristic approach for a scheduling problem in additive manufacturing under technological constraints. *Computers & Industrial Engineering*, 154, 107115. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cie.2021.107115>.
- Antón, J., Senovilla, J., González, J. M., Acebes, F., & Pajares, J. (2020). Production planning in 3D Printing factories. *International Journal of Production Management and Engineering*, 8(2), 75-86. <http://dx.doi.org/10.4995/ijpme.2020.12944>.
- Araujo, L. J., Ozcan, E., Atkin, J. A., & Baumers, M. (2018). Analysis of irregular three-dimensional packing problems in additive manufacturing: a new taxonomy and dataset. *International Journal of Production Research*, 57(18), 5920-5934. <http://dx.doi.org/10.1080/00207543.2018.1534016>.
- Araujo, L. J., Panesar, A., Ozcan, E., Atkin, J., Baumers, M., & Ashcroft, I. (2019). An experimental analysis of deepest bottom-left-fill packing methods for additive manufacturing. *International Journal of Production Research*, 58(22), 6917-6933. <http://dx.doi.org/10.1080/00207543.2019.1686187>.
- Bennell, J. A., & Oliveira, J. F. (2008). The geometry of nesting problems: a tutorial. *European Journal of Operational Research*, 184(2), 397-415. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2006.11.038>.
- Che, Y., Hu, K., Zhang, Z., & Lim, A. (2021). Machine scheduling with orientation selection and two-dimensional packing for additive manufacturing. *Computers & Operations Research*, 130, 105245. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cor.2021.105245>.
- Chergui, A., Hadj-Hamou, K., & Vignat, F. (2018). Production scheduling and nesting in additive manufacturing. *Computers & Industrial Engineering*, 126, 292-301. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cie.2018.09.048>.
- Chua, C. K., Leong, K. F., & Lim, C. S. (2010). *Rapid prototyping, principles and applications* (3rd ed.). Singapore: Manufacturing World Scientific Pub Co. <http://dx.doi.org/10.1142/6665>.
- CPLEX. (2009). V12. 1: User's Manual for CPLEX. *International Business Machines Corporation*, 46, 157.
- Darwish, L. R., Farag, M. M., & El-Wakad, M. T. (2020). Towards reinforcing healthcare 4.0: a green real-time iiot scheduling and nesting architecture for COVID-19 large-scale 3d printing tasks. *IEEE Access: Practical Innovations, Open Solutions*, 8, 213916-213927. <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3040544>. PMID:34976566.
- Dvorak, F., Micali, M., & Mathieug, M. (2018). Planning and scheduling in additive manufacturing. *Inteligencia Artificial*, 21(62), 40-52. <http://dx.doi.org/10.4114/intartif.vol21iss62pp40-52>.
- Elsevier. (2020). *Engineering village*. Retrieved in 2022, February 3, from <https://www.elsevier.com/solutions/engineering-village>
- EngiPrinters. (2021). Retrieved in 2022, February 3, from <http://www.https://engiprinters.com.br/>
- Fera, M., Fruggiero, F., Lambiase, A., Macchiaroli, R., & Todisco, V. (2018). A modified genetic algorithm for time and cost optimization of an additive manufacturing single-machine scheduling. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 9, 423-438. <http://dx.doi.org/10.5267/ij.ijiec.2018.1.001>.
- Fera, M., Macchiaroli, R., Fruggiero, F., & Lambiase, A. (2020). A modified tabu search algorithm for the single-machine scheduling problem using additive manufacturing

- technology. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 11, 401-414. <http://dx.doi.org/10.5267/j.ijiec.2020.1.001>.
- Gopsill, J. A., & Hicks, B. J. (2018). Investigating the effect of scale and scheduling strategies on the productivity of 3D managed print services. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers. Part B, Journal of Engineering Manufacture*, 232(10), 1753-1766. <http://dx.doi.org/10.1177/0954405417708217>.
- International Organization For Standardization – ISO. American Society of the International Association for Testing and Materials – ASTM. (2016). *ISO/ASTM 52900:2015(E): standard terminology for additive manufacturing - general principles - terminology*. Genève: ISO; ASTM.
- Kucukkoc, I. (2019). MILP models to minimise makespan in additive manufacturing machine scheduling problems. *Computers & Operations Research*, 105, 58-67. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cor.2019.01.006>.
- Li, Q., Kucukkoc, I., & Zhang, D. Z. (2017). Production planning in additive manufacturing and 3D printing. *Computers & Operations Research*, 83, 1339-1351. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cor.2017.01.013>.
- Li, Q., Zhang, D., Wang, S., & Kucukkoc, I. (2019). A dynamic order acceptance and scheduling approach for additive manufacturing on-demand production. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 105(9), 3711-3729. <http://dx.doi.org/10.1007/s00170-019-03796-x>.
- Luzon, Y., & Khmel'nitsky, E. (2019). Job sizing and sequencing in additive manufacturing to control process deterioration. *IIE Transactions*, 51(2), 181-191. <http://dx.doi.org/10.1080/24725854.2018.1460518>.
- Marsilio, M., Cappellaro, G., & Cuccurullo, C. (2011). The intellectual structure of research into PPPs. *Public Management Review*, 13(6), 763-782. <http://dx.doi.org/10.1080/14719037.2010.539112>.
- Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., & Altman, D. G. (2009). Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: the PRISMA statement. *Annals of Internal Medicine*, 151(4), 264-269. <http://dx.doi.org/10.7326/0003-4819-151-4-200908180-00135>. PMID:19622511.
- Oh, Y., Witherell, P., Lu, Y., & Sprock, T. (2020). Nesting and scheduling problems for additive manufacturing: a taxonomy and review. *Additive Manufacturing*, 36, 101492. <http://dx.doi.org/10.1016/j.addma.2020.101492>.
- Oh, Y., Zhou, C., & Behdad, S. (2019). The impact of build orientation policies on the completion time in two-dimensional irregular packing for additive manufacturing. *International Journal of Production Research*, 58(21), 6601-6615. <http://dx.doi.org/10.1080/00207543.2019.1683253>.
- Papakostas, N., Newell, A., & George, A. (2020). An agent-based decision support platform for additive manufacturing applications. *Applied Sciences*, 10(14), 10. <http://dx.doi.org/10.3390/app10144953>.
- Ransikarbum, K., Ha, S., Ma, J., & Kim, N. (2017). Multi-objective optimization analysis for part-to-Printer assignment in a network of 3D fused deposition modeling. *Journal of Manufacturing Systems*, 43, 35-46. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jmsy.2017.02.012>.
- Ransikarbum, K., Pitakaso, R., & Kim, N. (2020). A decision-support model for additive manufacturing scheduling using an integrative analytic hierarchy process and multi-objective optimization. *Applied Sciences*, 10(15), 5159. <http://dx.doi.org/10.3390/app10155159>.
- Rossi, A., & Lanzetta, M. (2020). Integration of hybrid additive/subtractive manufacturing planning and scheduling by metaheuristics. *Computers & Industrial Engineering*, 144, 106428. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cie.2020.106428>.

- Stittgen, T., & Schleifenbaum, J. H. (2021). Simulation of utilization for LPBF manufacturing systems. *Production Engineering*, 15(1), 45-56. <http://dx.doi.org/10.1007/s11740-020-00998-1>.
- Volpato, N. (2017). *Manufatura aditiva: tecnologias e aplicações da impressão 3D*. São Paulo: Blucher.
- Wang, Y., Zheng, P., Xu, X., Yang, H., & Zou, J. (2019). Production planning for cloud-based additive manufacturing: a computer vision-based approach. *Robotics and Computer-integrated Manufacturing*, 58, 145-157. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rcim.2019.03.003>.
- Yilmaz, O. F. (2020). Examining additive manufacturing in supply chain context through an optimization model. *Computers & Industrial Engineering*, 142, 106335. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cie.2020.106335>.
- Zhang, J., Yao, X., & Li, Y. (2019). Improved evolutionary algorithm for parallel batch processing machine scheduling in additive manufacturing. *International Journal of Production Research*, 58(8), 2263-2282. <http://dx.doi.org/10.1080/00207543.2019.1617447>.

## Appendix A. PRISMA 2009 Checklist.

Topic	Item no.	Checklist item	Reported on page #
<b>TITLE</b>			
Title	1	Identify the article as a systematic review, meta-analysis, or both.	Page 1
<b>ABSTRACT</b>			
Structured abstract	2	Present a structured summary including, if applicable: basic context of the scientific work (theoretical framework), objectives, data source, eligibility criteria, participants, interventions, summary of the methods, study evaluation; transparency of the study methods (critical evaluation), results, limitations, conclusions and implications of the main findings; and systematic review registration number.	Page 1
<b>INTRODUCTION</b>			
Rationale	3	Describe the rationale for the review in the context of the state-of-the-art.	The increasing use of 3D printers in the production environment on small, medium, or large scales has increased the complexity and made it necessary to address the high demands for pieces and AM machines for work allocation. These demands often differ because of some indicators such as delivery time. Various authors in this area of research have proposed mathematical models to describe these specific cases and fast algorithms to solve the problem to face such challenges and aid managers in making decisions as assertively as possible quickly.
Objectives	4	Provide an explicit statement about the issues addressed regarding participants, interventions, comparisons, outcomes, and study design (PICOS).	Page 4: "The present study aims at conducting a systematic literature review (SLR) to solve scheduling problems in AM for identifying models most commonly used by authors and their main characteristics, in addition to collecting data on algorithms and on the response and neighborhood exploration structures and understanding how computational experiments are performed and algorithms compared."
<b>METHODS</b>			
Protocol and registration	5	Indicate whether a review protocol was followed, if and where this protocol can be accessed (for example, e-mail address), and, if available, provide information about the review record, including the registration number	Not applicable
Eligibility criteria	6	Specify study characteristics (for example, PEAKS, extent of follow-up) and reporting characteristics (for example, publication interval (years), language, whether published) used as eligibility criteria, providing a justification.	Page 5: "(...) this research aimed at finding studies on the production scheduling problem involving AM technologies. During the initial search analysis, several studies focusing on only the nesting subproblem were identified, which included decoupling production scheduling from piece positioning (for example, see Bennell & Oliveira, 2008). Studies exclusively focused on nesting problems were disregarded in the analysis because the present study is focused on the integration between production scheduling and piece positioning. All articles that included the selected terms in their title, abstract, or keywords were listed by the platforms. In addition, only full articles published in journals were considered in the search (...)"
Sources of information	7	Describe all sources of information in the search (for example, database with dates of coverage, contact with authors to identify additional studies) and date of the last search.	Page 5: "Three databases were selected to search for articles: (1) Engineering Village, was selected because this search platform provides access to the databases of engineering articles and patents (Elsevier, 2020). The databases of (2) Web of Science and (3) SciELO were selected because the index articles of multidisciplinary areas are considered two of the largest and most used databases for bibliometric studies (Marsilio et al., 2011). (...) All articles found until August 2021 were included in the search because this is a recent topic in both the industry and the academy."

## Appendix A. Continued...

Topic	Item no.	Checklist item	Reported on page #
<b>METHODS</b>			
Search	8	Present the complete electronic search strategy for at least one database, including the limits used so that it can be repeated.	Page 5: "additive manufacturing" AND "scheduling"
Study selection	9	Introduce the study selection process (that is, search, eligibility, those included in the systematic review, and, if applicable, those included in the meta-analysis).	Page 5-6
Data collection process	10	Describe the method for extracting data from articles (for example, pilot, independent, and duplicate search) and all processes for gathering and confirming data from studies.	Not applicable
List of data	11	List and define all variables retrieved from the data (for example, PEAKS, funding sources) and any assumptions or simplifications made.	Not applicable
Risk of bias in each study	12	Describe the methods used to assess the risk of bias in each study (including specifying whether the risk was assessed during the study or at the outcome level), and how this information was used in data analysis.	Not applicable
Summary measures	13	Define key measures for summarizing results (for example, relative risk, and mean difference).	Not applicable
Synthesis of results	14	Describe methods for data analysis and combination of study results, if performed, including consistency measures (for example, I <sup>2</sup> ) for each meta-analysis.	Not applicable
Risk of bias between studies	15	Specify any assessment of the risk of bias that may affect cumulative evidence (for example publication bias and selective reporting across studies)	Not applicable
Additional analyses	16	Describe additional analysis methods (for example, sensitivity or subgroup analysis, and meta-regression), if performed, indicating which were pre-specified.	Not applicable
<b>RESULTS</b>			
Study selection	17	Present the numbers of studies screened, evaluated for eligibility and included in the review and the reasons for excluding a study at each stage, preferably via a flowchart.	Page 5: Figure 1
Study characteristics	18	For each study, present characteristics for data extraction (for example, study size, PEAKS, follow-up period) and present the citations.	Not applicable
Risk of bias between studies	19	Present data on the risk of bias in each study and, if available, any assessment of outcomes (see item 12).	Not applicable
Results from individual studies	20	For all considered outcomes (benefits or risks), present for each study: (a) a simple summary of data for each intervention group and (b) estimated effects and confidence intervals, preferably using forest plots.	Not applicable
Synthesis of results	21	Present results for each meta-analysis performed, including confidence intervals and consistency measures.	Not applicable
Risk of bias between studies	22	Present the results of the assessment of the risk of bias between studies (see item 15).	Not applicable
Additional analyses	23	Present results of additional analyses, if performed (for example, sensitivity analysis or subgroups, meta-regression [see item 16]).	Not applicable



## Appendix A. Continued...

Topic	Item no.	Checklist item	Reported on page #
<b>DISCUSSION</b>			
Evidence summary	24	Summarize the main results, including the strength of evidence for each result; consider its relevance to key groups (for example, healthcare professionals, users and policymakers).	Page 15: Table 3; Page 20: Table 4
Limitations	25	Discuss limitations at the study and outcome (for example, risk of bias) and review (for example, incomplete identification of research studies, reporting of bias) levels.	Not applicable
Conclusions	26	Present the general interpretation of the results in the context of other evidence and implications for future research.	Pages 23–24
<b>FUNDING</b>			
Funding	27	Describe funding sources for the systematic review and other support (for example, data), and the role of funders in the systematic review.	The São Paulo Research Foundation ( <i>Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo – FAPESP</i> ) - usually included in the list of journals as FAPESP, in Portuguese grant number #2019/12023-1 National Council for Scientific and Technological Development ( <i>Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico – CNPq</i> ) - Grant 405702/2021-3