

Universidade Metodista De Piracicaba

Programa De Pós-Graduação Em Engenharia De Produção

**DESENVOLVIMENTO DE UM GÊMEO DIGITAL PARA
SEQUENCIAMENTO DE PRODUÇÃO EM AMBIENTE DE
INDÚSTRIA 4.0**

Mário Sérgio Corrêa dos Santos

Orientador: Prof. Dr. Milton Vieira Junior

Coorientador: Prof. Dr. André Luís Helleno

PIRACICABA

2022

Universidade Metodista De Piracicaba

Programa De Pós-Graduação Em Engenharia De Produção

**DESENVOLVIMENTO DE UM GÊMEO DIGITAL PARA
SEQUENCIAMENTO DE PRODUÇÃO EM AMBIENTE DE
INDÚSTRIA 4.0**

Mário Sérgio Corrêa dos Santos

Orientador: Prof. Dr. Milton Vieira Junior

Coorientador: Prof. Dr. André Luís Helleno

Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção, da Faculdade de Engenharia, Arquitetura e Urbanismo da Universidade Metodista de Piracicaba – UNIMEP, como requisito para obtenção do Título de Doutor em Engenharia de Produção.

PIRACICABA

2022

Ficha Catalográfica elaborada pelo Sistema de Bibliotecas da UNIMEP
Bibliotecário: Fábio Henrique dos Santos Corrêa – CRB: 8/10150

S237d Santos, Mário Sérgio Correa dos
Desenvolvimento de um gêmeo digital para sequenciamento de
produção em ambiente de indústria 4.0 / Mário Sérgio Correa dos
Santos – 2022.
145 fls.; il.; 30 cm.

Orientador (a): Prof. Dr. Milton Vieira Junior.
Tese (Doutrado) – Universidade Metodista de Piracicaba,
Engenharia de Produção, Piracicaba, 2022.

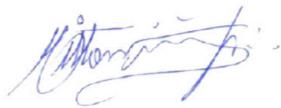
1. Gêmeo digital. 2. Sequenciamento. 3. Simulação. I. Santos,
Mário Sérgio Correa dos. II. Título.

CDD – 629.8

DESENVOLVIMENTO DE UM GÊMEO DIGITAL PARA SEQUENCIAMENTO DE PRODUÇÃO EM AMBIENTE DE INDÚSTRIA 4.0

MÁRIO SÉRGIO CORREA DOS SANTOS

Tese de Doutorado defendida e aprovada em 31 de agosto de 2022,
pela Banca Examinadora constituída pelos Professores:



Prof. Dr. Milton Viera Júnior - PPGE/UNIMEP
Presidente e Orientador



Prof. Dr. André Luís Helleno - Mackenzie
Co-Orientador



Prof. Dr. Alexandre Tadeu Simon - PPGE/UNIMEP



Prof. Dr. Fernando Celso de Campos - PPGE/UNIMEP



Prof. Dr. José Luis Garcia Herмосilla - UNIARA



Prof. Dr. Walther Azzolini Júnior - EESC/USP

AGRADECIMENTOS

À minha companheira Andrea Ferraz, por todo o apoio, incentivo e dedicação. Por me ajudar na vida e pela paciência que teve ao longo de todos esses anos.

Ao professor André Helleno, que fez de tudo para me propiciar estes estudos, que me orientou e que me ofereceu esta e diversas outras oportunidades de aprendizado.

À professora Roxana, quem primeiro acreditou que eu poderia me tornar um doutor.

Ao professor Milton, que me acolheu e aceitou me orientar mesmo após um processo um tanto quanto conturbado.

Aos meus pais (todos), por me apoiarem e me ajudarem neste processo, e em minhas decisões.

Ao Fred, que assim como Bombelli, me ensinou que problemas reais podem ter raízes imaginárias.

À B.P. por todo carinho, paciência e companhia.

Ter feito o doutorado foi um desafio que me fez evoluir em áreas do conhecimento que vão muito além das contempladas no escopo desta tese, e por isso sou grato a todos, que de algum modo contribuíram e me ajudaram a desenvolver este trabalho.

“I can think of nothing else than this machine “– James Watt

RESUMO

O uso de métodos de sequenciamento permite aumentar a eficiência obtida em sistemas que produzem diferentes tipos de produtos. Entretanto, a definição do melhor método deve considerar as características particulares dos processos, que podem variar consideravelmente de um sistema para outro e que, por serem específicas, muitas vezes não foram ainda abordadas na literatura. Entretanto, mesmo após a definição do melhor método e da obtenção dos resultados, a sequência definida pode deixar de ser a mais adequada quando da ocorrência de variações aleatórias, às quais estão sujeitos todos os processos produtivos. Esta tese apresenta um modelo que permite, por meio de um Gêmeo Digital (GD), ou seja, de uma cópia virtual de um sistema real, a realização da revisão em tempo real do sequenciamento de produção em um ambiente de Indústria 4.0, no qual informações sobre as condições de uso das máquinas e de qualidade dos produtos podem ser monitoradas. Tais informações, somadas ao tempo de produção, podem ser utilizadas como variáveis de entrada no modelo de simulação proposto, com a capacidade de apresentar diversas sequências diferentes de produção, bem como de calcular os resultados possíveis de serem obtidos. O método utilizado é o de experimentação e apresenta um Gêmeo Digital, implementado em software de simulação. A proposta mostrou-se capaz de fornecer novas sequências de produção e os resultados demonstram que o GD é um recurso superior quando comparado às técnicas tradicionais de sequenciamento de produção.

Palavras-chave: Gêmeo digital; Sequenciamento; Simulação; Indústria 4.0.

ABSTRACT

The use of sequencing methods allows to increase the efficiency obtained in systems that produce different types of products. However, the definition of the best method should consider the particular characteristics of the processes, which can vary considerably from one system to another and which, because they are specific, have often not yet been addressed in the literature. However, even after defining the best method and obtaining the results, the defined sequence may no longer be the most appropriate when random variations occur, to which all production processes are subject. This thesis presents a model that allows, through a Digital Twin (DT), that is, a virtual copy of a real system, the realization of the real-time review of production sequencing in an Industry 4.0 environment, in which information on the conditions of use of machines and quality of products can be monitored. Such information, added to the production time, can be used as input variables in the proposed simulation model, with the ability to present several different production sequences, as well as to calculate the possible results to be obtained. The method used is experimental and presents a Digital Twin, implemented in a simulation software. The proposal made it possible to provide new production sequences and the results show that the DT is a better resource than traditional production sequencing techniques.

Keywords: Digital Twin; Scheduling; Simulation; Industry 4.0.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	I
LISTA DE QUADROS	III
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS	IV
1. INTRODUÇÃO.....	1
1.1 OBJETIVO.....	4
1.2 RELEVÂNCIA E ORIGINALIDADE	4
1.3 METODOLOGIA DE PESQUISA	6
1.4 REVISÃO SISTEMÁTICA.....	9
1.4.1. PLANEJAMENTO.....	10
1.4.2. IDENTIFICAÇÃO.....	11
1.4.3. SELEÇÃO	12
1.4.4. EXTRAÇÃO.....	14
1.4.5. SUMARIZAÇÃO.....	18
1.5 REVISÃO BIBLIOMÉTRICA.....	19
1.6 ESTRUTURA DA TESE	23
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	25
2.1 INDÚSTRIA 4.0.....	25
2.1.1. BENEFÍCIOS DA INDÚSTRIA 4.0.....	32
2.1.2. DESENVOLVIMENTO DO TEMA INDÚSTRIA 4.0.....	34
2.2 SEQUENCIAMENTO DA PRODUÇÃO	37
2.2.1. CLASSIFICAÇÃO DE PROBLEMAS DE SEQUENCIAMENTO	37
2.2.2. REGRAS E MÉTODOS DE SEQUENCIAMENTO	44
2.2.3. SEQUENCIAMENTO DINÂMICO	48
2.2.4. SEQUENCIAMENTO <i>ON-LINE</i>	52
2.3 GÊMEO DIGITAL	53
2.3.1. APLICAÇÕES DE GÊMEO DIGITAL PARA SEQUENCIAMENTO DE PRODUÇÃO ..	57
2.4 SIMULAÇÃO DE SISTEMAS DE PRODUÇÃO	66
2.4.1. APLICAÇÕES DE SIMULAÇÃO DE SISTEMAS PARA SEQUENCIAMENTO DE PRODUÇÃO.....	72

3.	MODELO PROPOSTO	79
3.1	VARIABILIDADES DO PROCESSO.....	79
3.2	OBJETIVO DE DESEMPENHO	80
3.3	ORDENS DE PRODUÇÃO.....	80
3.4	SEQUÊNCIA DE PRODUÇÃO	81
3.5	SENSORES E PROTOCOLOS DE INFORMAÇÃO.....	81
3.6	CONSTRUÇÃO DO GÊMEO DIGITAL	81
3.7	DEFININDO SEQUÊNCIAS DE PRODUÇÃO COM O GÊMEO DIGITAL	83
3.8	APLICAÇÕES E LIMITAÇÕES DO MODELO PROPOSTO	84
4.	PROPOSTA DE APLICAÇÃO	86
4.1	PRODUTO ESCOLHIDO	86
4.2	PROCEDIMENTO DE TRABALHO.....	90
4.3	DT CONSTRUÍDO EM SOFTWARE DE SIMULAÇÃO.....	91
4.4	LÓGICA DE OPERAÇÃO DO DT	93
4.5	CONTROLE DE QUALIDADE E TEMPOS DE PRODUÇÃO.....	95
4.6	CENÁRIO DEFINIDO	98
4.7	VARIABILIDADES REPRESENTADAS.....	99
4.8	LIMITAÇÕES DA PROPOSTA	100
4.9	EXPERIMENTOS	101
4.10	COMPARAÇÃO ENTRE O DT E OUTROS MÉTODOS DE SEQUENCIAMENTO	102
4.11	RESULTADOS	105
5.	CONCLUSÕES.....	111
5.1	DIFICULDADES ENCONTRADAS	111
5.2	RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	112
	BIBLIOGRAFIA	113
	APÊNDICE A – IMPLEMENTAÇÃO DO ALGORITMO MOORE-HODGSON	127
	APÊNDICE B – SUPORTE DA CÂMERA DE INSPEÇÃO DE QUALIDADE	129
	APÊNDICE C – PROGRAMA QUE INTEGRA A CÂMERA DE INSPEÇÃO E O DT.....	130
	APÊNDICE D – IMAGENS REGISTRADAS PELA CÂMERA DE INSPEÇÃO	132

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Estrutura metodológica de pesquisa	7
Figura 2: <i>Outline</i> de pesquisa	8
Figura 3: rev1 - Distribuição de trabalhos por bases de dados.	12
Figura 4: rev2 - Distribuição de trabalhos por bases de dados.	12
Figura 5: rev1 - Classificação dos trabalhos obtidos	13
Figura 6: rev2 - Classificação dos trabalhos obtidos	13
Figura 7: DES e DT para resolução de problemas de sequenciamento de produção	18
Figura 8: rev1 – Trabalhos extraídos por ano de publicação	19
Figura 9: rev2 – Trabalhos extraídos por ano de publicação	20
Figura 10: rev1 - Classificação dos trabalhos por país	22
Figura 11: rev2 - Classificação dos trabalhos por país	23
Figura 12: Modelo de maturidade para os conceitos da Indústria 4.0	30
Figura 13: Classificação de problemas de sequenciamento em <i>job shops</i>	41
Figura 14: Exemplo de incertezas em um sistema de produção	43
Figura 15: Métodos para a solução de problemas de sequenciamento	47
Figura 16: Integração entre fábrica real e DT	55
Figura 17: Sequenciamento na Indústria 4.0	60
Figura 18: Função densidade de uma distribuição negativa exponencial com $\lambda=2$	69
Figura 19: Ciclo de vida de um modelo de simulação.....	71
Figura 20: Modelo genérico para definir a melhor sequência de produção.....	79
Figura 21: Ciclo de vida de um modelo de simulação quando utilizado como DT.	82
Figura 22: Fluxo de informações no sistema	84
Figura 23: Vista superior do tabuleiro de montagem.....	86
Figura 24: Vista em perspectiva do tabuleiro de montagem	87
Figura 25: Tipos de peças simples.....	87
Figura 26: Tipos de peças em 'L'	88
Figura 27: Exemplo de possível produto	89
Figura 28: Fluxograma de trabalho na estação de montagem	90
Figura 29: Modelo Computacional	92
Figura 30: Fluxograma de escolha do próximo pedido a ser produzido.....	95
Figura 31: Câmera para inspeção visual de qualidade	96
Figura 32: Vista em perspectiva do suporte da câmera de inspeção.....	97
Figura 33: Resultados do teste nº1	106
Figura 34: Resultados do teste nº2	107
Figura 35: Resultados do teste nº3	108
Figura 36: Resultados do teste nº4	109
Figura 37: Resultados do teste nº5	109

Figura 38: Imagem de um produto aprovado	132
Figura 39: Imagem de um produto reprovado	133

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: rev1 – Lista de trabalhos extraídos.	14
Quadro 2: rev2 – Lista de trabalhos extraídos.	16
Quadro 3: rev1 - Contagem de trabalhos por periódico	20
Quadro 4: rev2 - Contagem de trabalhos por periódico	21
Quadro 5: rev1 e rev2 - Contagem de trabalhos por periódico	21
Quadro 6: Nível de desenvolvimento de países em relação a Indústria 4.0	36

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABS – *Agent Based Simulation*

CAD – *Computer-aided Design*

CAM – *Computer-aided Manufacturing*

CLP – *Controlador Lógico Programável*

CNC – *Controle Numérico Computadorizado*

CPS – *Cyber-Physical System*

CR – *Critical Rate*

DES – *Discret Event Simulation*

DT – *Digital Twin*

EDD – *Earliest Due Date*

ERP – *Enterprise Resource Planning*

FIFO – *First in First Out*

GD – *Gêmeo Digital*

I4.0 – *Indústria 4.0*

IoT – *Internet of Things*

LIFO – *Last In First Out*

LPT – *Longest Processing Time*

MES – *Manufacturing Execution System*

OP – *Ordem de Produção*

PCP – Programação e Controle da Produção

RFID – *Radio Frequency Identification*

SO – *Simulation Optimization*

SPT – *Shortest Processing Time*

1. INTRODUÇÃO

O termo Indústria 4.0 foi concebido em um contexto em que se buscava uma solução, para que as indústrias alemãs pudessem competir com o crescimento industrial de países do oriente, em especial a China (KAGERMANN *et al.*, 2013).

Embora a ideia e a expressão tenham surgido na Alemanha, muitos outros países já criaram programas de desenvolvimento semelhantes, como é o caso de Itália, Estados Unidos, França, Coreia do Sul e mesmo da China. Liao *et al.* (2017) realizaram uma revisão da literatura que buscou identificar em diversos países, políticas de incentivo público relacionadas à Indústria 4.0. Os autores encontraram iniciativas públicas em mais de 18 países, e concluíram que mais de 60% dos planos analisados têm por objetivo suportar um crescimento econômico, e mais de 65% dos planos estão relacionados principalmente à inovação e à tecnologia.

Ancarani e Di Mauro (2018) afirmam que as novas tecnologias desenvolvidas em função desse contexto afetam as decisões das empresas, dentre elas a de terceirizar ou não parte de sua produção, pois isso permite que os custos de operação sejam reduzidos. Os autores afirmam também que a Indústria 4.0 influencia essa decisão principalmente nas empresas em que o *design* e a inovação são fatores importantes.

Uma das ideias representadas pelo termo Indústria 4.0 é a de que os sistemas de produção apresentem uma eficiência tal que seja possível a produção em lotes unitários, mas que ao mesmo tempo mantenha os ganhos de escala que são obtidos ao se produzir em massa (LASI *et al.*, 2014).

Nas fábricas inteligentes, como se espera na Indústria 4.0, as decisões deverão ser tomadas pelo próprio sistema e não apenas por pessoas. Nelles *et al.* (2016) afirmam que nesse contexto existe um interesse por sistemas que possam resolver problemas de modo autônomo, e uma das maneiras de se obter tal sistema é com a utilização de um Gêmeo Digital (GD), do inglês *Digital Twin* (DT)

que é um conceito para controle e automação da produção, e que permite a realização de simulações avançadas e otimizações, em paralelo ao sistema real (GEHRMANN e GUNNARSSON, 2019).

Dentre as diversas ferramentas que suportam a Indústria 4.0, a técnica do DT, segundo Grieves (2014), permite que informações sejam trocadas entre máquinas e sistemas, e que estratégias possam ser alteradas em tempo real. As fábricas autônomas e seus elementos devem ser capazes de trocar informações, iniciar ações e controlar umas às outras (MÜLLER *et al.*, 2018). Nesse contexto, também será necessário que as decisões sobre o sequenciamento de produção sejam feitas pelas próprias máquinas que compõem o sistema, mas permitindo a intervenção humana para ajustes mais específicos, ou de situações não planejadas. Há muitas décadas softwares de simulação de sistemas têm sido utilizados para a resolução de problemas de sequenciamento, como pode ser constatado, por exemplo, em Kiran e Smith (1984).

Trabalhos publicados recentemente, utilizam a técnica do DT para realizar a simulação do sequenciamento da produção, como pode ser evidenciado em Fang *et al.* (2019). Entretanto, tais trabalhos não simulam diversas técnicas diferentes, e não permitem que usuários realizem alterações manuais no sequenciamento proposto pelo sistema.

Realizar alterações manuais é importante, pois permite que pequenos ajustes possam ser realizados com o objetivo de adaptar a solução obtida e aumentar a flexibilidade e robustez do sistema. As alterações manuais também permitem que os trabalhadores possam interagir com o sistema, e aprender o comportamento do mesmo. A interação entre trabalhadores e máquinas na Indústria 4.0 é um tema que precisa ser explorado (ENGELMANN e SCHWABE, 2018).

Sokolov e Ivanov (2015) elaboraram um modelo de sequenciamento de produção para a Indústria 4.0. Em seu trabalho consideram a possibilidade de variações aleatórias no sistema, tais como quebra de máquina ou indisponibilidade de determinados recursos. Ao final do trabalho foram obtidas

equações que modelam e resolvem o problema de maneira dinâmica. Entretanto, alguns aspectos não foram considerados, como por exemplo a possibilidade de integração com softwares de simulação, ou a possibilidade de uma intervenção humana que altere parâmetros, ou mesmo que defina o sequenciamento manualmente.

Para Zhang *et al.* (2021b), muitos trabalhos têm sido realizados com o objetivo de eliminar gargalos de produção que estão relacionados ao sequenciamento. Para os autores a maioria dos trabalhos utiliza variáveis reais da produção, e poucos consideram os modelos virtuais e as informações provenientes de simulações. Ao aplicar tais informações em seu estudo de caso, os autores foram capazes de reduzir em mais de 10% o tempo de processamento de pedidos, comprovando assim as vantagens da utilização das novas informações.

Embora exista considerável oferta de soluções para o problema do sequenciamento de produção (ZHANG *et al.*, 2019b), não existe ainda uma solução que integre a simulação de sistemas com os problemas de sequenciamento em um ambiente de Indústria 4.0, de modo a permitir a integração humana no sistema. Segundo Riahi *et al.* (2019) a maioria dos algoritmos atuais se baseia em padrões genéricos que não consideram conhecimentos estruturais específicos de cada problema. As soluções atuais conseguem simular sequências de produção, mas não fazem isso buscando a melhor resposta dentre diferentes técnicas de sequenciamento que considerem as variáveis coletadas direto das máquinas e que, além de tudo, opere em tempo real, permitindo a interferência humana para realizar correções e alterações.

Pode-se propor então a seguinte questão de pesquisa: O uso de um DT para sequenciamento de produção, que colete variáveis em tempo real, que considere as aleatoriedades do sistema de produção, que em tempo real simule vários cenários de sequenciamento, e que permita a interferência humana, auxilia a tomada de decisão sobre a programação da produção?

Desta forma, nota-se a necessidade de um sistema que integre a simulação, que permita a interferência humana, e que possa operar em paralelo com o sistema

real, o que pode ser obtido por meio de um DT específico para o sequenciamento de produção. Assim, formulam-se as seguintes proposições de pesquisa:

- A Utilização de um DT para sequenciamento de produção, que apresente as características descritas anteriormente, possibilita a escolha de melhores sequências de produção.
- O uso do DT permite mensurar as consequências advindas das aleatoriedades da linha de produção, auxiliando na tomada de decisão, de modo a mitigar as consequências da aleatoriedade.

1.1 OBJETIVO

O objetivo desta tese é a proposta de um Gêmeo Digital que permita constantemente rever o sequenciamento de produção, a partir da interação com os usuários e da utilização de variáveis obtidas em tempo real para simular diversas opções, dentre as viáveis, antes de decidir por uma sequência de produção mais adequada.

1.2 RELEVÂNCIA E ORIGINALIDADE

No ano de 2021, dos 103 grupos e classes industriais monitorados pelo IBGE, apenas 31 apresentaram desempenho médio superior ao ano base, na pesquisa que mede a produção física industrial por grupos e classes industriais no Brasil (IBGE, 2022a). No mesmo período, dos 23 grupos e classes industriais monitorados pelo IBGE, 18 apresentaram aumento médio, no indicador que mede o índice de preços ao produtor (IBGE, 2022b).

A alta de preços em meio a um período de baixa produção se apresenta como um desafio para que as indústrias brasileiras se mantenham competitivas no mercado.

A falta de competitividade do setor industrial brasileiro é resultado, entre outros fatores, de uma baixa produtividade. Segundo dados da Confederação Nacional

da Indústria (CNI), a produtividade da indústria brasileira apresentou queda de 4,6% em 2021, a maior queda registrada nos últimos 22 anos (CNI, 2021). Em um ranking que mede a competitividade do Brasil em relação a 18 outros países, o país se apresenta na 17ª posição no critério de produtividade do trabalho na indústria (CNI, 2020). O relatório do fórum econômico mundial de Davos (2019) lista o Brasil na 71ª posição no índice de competitividade global (SCHWAB, 2019).

A busca por produtividade se faz então necessária para que a indústria brasileira sobreviva e se destaque em relação aos demais países. Dentre os diversos modelos com potencial de proporcionar aumento de produtividade no setor industrial, existe, entre outros, o modelo da Indústria 4.0.

Segundo Erol *et al.* (2016), a Indústria 4.0 é caracterizada por uma produção descentralizada e digitalizada, que pode operar em modo autônomo, controlando as operações e respondendo às mudanças no ambiente fabril, e nos objetivos estratégicos da empresa. Para Crnjac *et al.* (2017), um dos objetivos da Indústria 4.0 é o de criar um sistema de produção que possa resistir a mudanças dinâmicas no processo, e que seja flexível de modo a poder responder a problemas de origens distintas.

Segundo Yahouni *et al.* (2019) a maioria dos estudos de sequenciamento consideram que todas as informações, e parâmetros do sistema, são conhecidos, enquanto na prática os sistemas não são determinísticos. De acordo com Fu *et al.* (2018), com o advento dos sistemas físicos-cibernéticos, e da computação em nuvem, os sistemas de manufatura da Indústria 4.0 serão capazes de acessar um grande volume de informações relevantes para a otimização do processo. Tais informações trarão variabilidades associadas, e que deverão ser consideradas para a correta operação do sistema de produção, de forma flexível, como se deseja. A simulação computacional se torna então uma ferramenta útil, pois é capaz de modelar e analisar tais variabilidades.

Coletar informações em tempo real e utilizá-las para o sequenciamento de produção, é uma técnica chamada de sequenciamento *on-line*, e para Gupta e

Maravelias (2019), muitos estudos têm focado no sequenciamento *off-line*, enquanto poucos abordam o problema do sequenciamento *on-line*.

Este trabalho, então, se justifica como relevante ao apresentar um modelo capaz de contribuir para obter melhorias na produtividade do setor industrial, alinhando a técnica de simulação de sistemas de produção com as técnicas de sequenciamento de produção, de modo a permitir a definição da sequência ótima de produção em um ambiente dinâmico, composto por variáveis estocásticas e coletadas em tempo real.

1.3 METODOLOGIA DE PESQUISA

Para Silva e Menezes (2001), pesquisa são as ações adotadas ao buscar a solução de um problema, e ainda segundo os autores existem diversas maneiras de classificar as pesquisas. Nesta tese, a natureza da pesquisa é do tipo aplicada, que segundo Gerhardt e Silveira (2009) é o tipo de pesquisa que busca a solução de problemas específicos. A pesquisa em questão é de abordagem mista, que segundo Galvão *et al.* (2017) é o tipo de pesquisa que combina abordagens qualitativas e quantitativas de modo que ambas se complementem. Quanto ao objetivo, trata-se de uma pesquisa exploratória, que segundo Gil (2008) e Forte (2004), é o tipo de pesquisa que busca aumentar a compreensão sobre um determinado assunto, a fim de torná-lo explícito ou construir hipóteses. Os métodos utilizados foram os de modelagem e simulação, e a coleta de dados foi feita por meio de pesquisa bibliográfica e simulação de cenários. A estrutura metodológica pode ser observada na Figura 1.

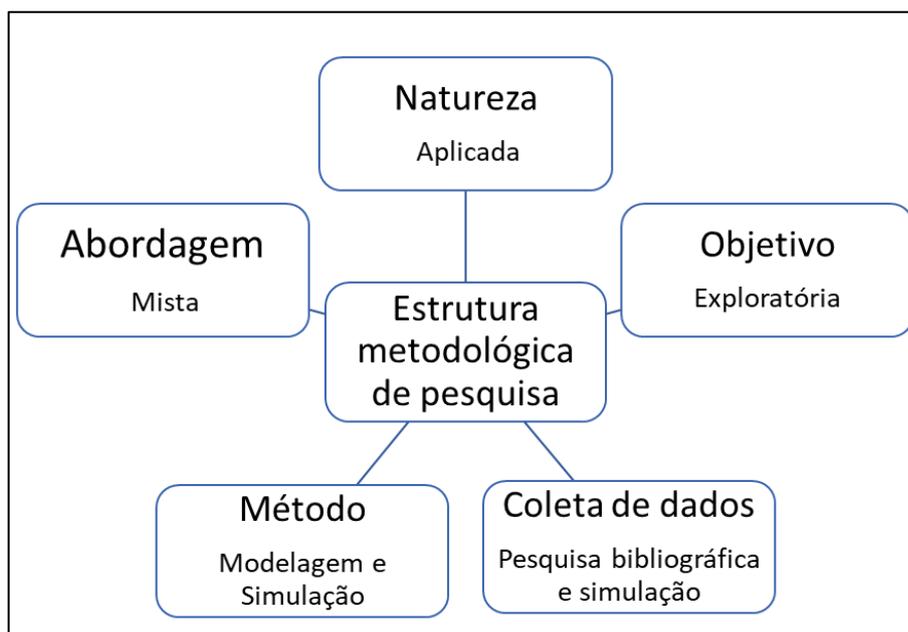


Figura 1: Estrutura metodológica de pesquisa

Fonte: Elaborado pelo autor

Para atingir os objetivos propostos foram realizadas revisões da literatura, dos tipos bibliométrica, sistemática e narrativa, abordando os temas Indústria 4.0, sequenciamento de produção e simulação de sistemas de produção, a fim de fundamentar teoricamente o presente trabalho. O *outline* de pesquisa pode ser observado na Figura 2.

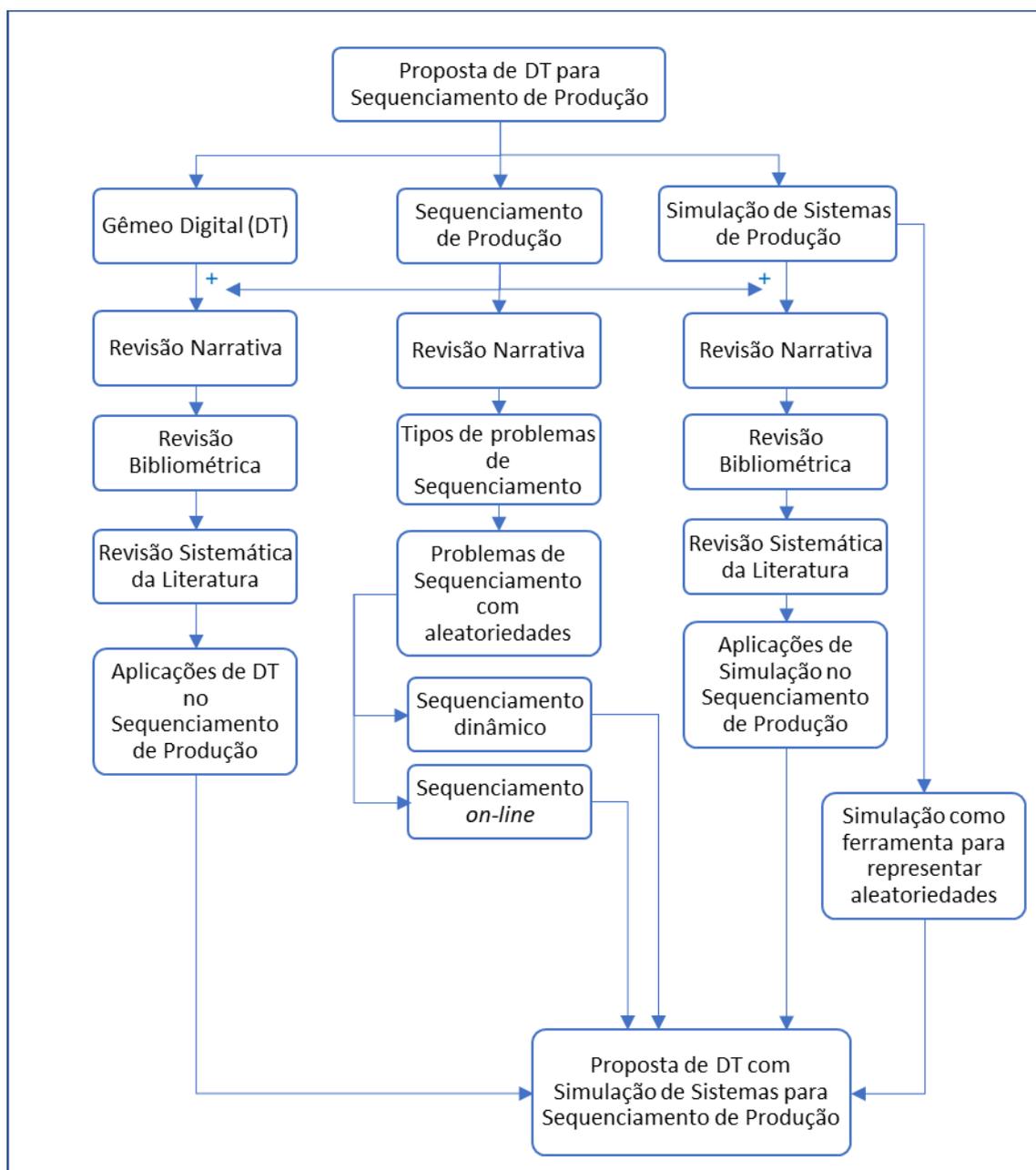


Figura 2: *Outline* de pesquisa

Fonte: Elaborado pelo autor

A revisão narrativa foi escolhida, pois segundo Snyder (2019) é o tipo de revisão utilizada para abordar tópicos que têm sido contextualizados de maneiras diferentes por diversos pesquisadores, como é caso do tópico “Indústria 4.0”. A revisão narrativa se caracteriza por uma análise da literatura já publicada e busca descrever e discutir o desenvolvimento de um determinado assunto (ROTHER,

2007). A pesquisa foi realizada em livros, artigos de revistas especializadas (nacionais e internacionais), artigos de congressos, seminários e demais artigos disponíveis na Internet, localizados com uso da base de dados do portal de periódicos da Capes e em consulta a bases internacionais.

De acordo com Xiao e Watson (2019), os estudos e pesquisas não devem se restringir a um tipo específico de revisão de literatura; os autores defendem a utilização de diferentes métodos para constituir o que chamam de revisão híbrida da literatura. Sendo assim, também foram realizadas revisões sistemáticas da literatura, que segundo Higgins *et al.* (2011) *apud* Shaffril *et al.* (2020) é um tipo de revisão que busca localizar e sintetizar pesquisas, de modo transparente e replicável.

Foram realizadas ainda, revisões bibliométricas, que segundo Cobo *et al.* (2011) é um conjunto de métodos utilizados para estudar ou medir textos e informações, especialmente quando se trata de um grande volume de informações.

Foram realizados dois conjuntos de revisões bibliométricas e sistemáticas diferentes: o primeiro conjunto (rev1) buscou identificar como a técnica do DT tem sido utilizada para auxiliar na resolução de problemas de sequenciamento de produção; e o segundo conjunto (rev2) analisou como este mesmo problema tem sido resolvido com o auxílio da técnica da simulação de eventos discretos.

A partir dos dois conjuntos de revisões, citados nos parágrafos acima, foi construída a revisão narrativa que proporcionou a fundamentação teórica para a proposta deste trabalho.

1.4 REVISÃO SISTEMÁTICA

As revisões sistemáticas foram desenvolvidas com auxílio do *software* StArt, e divididas nas etapas: planejamento; identificação; seleção; extração e sumarização.

1.4.1. PLANEJAMENTO

A primeira revisão sistemática, chamada de Rev1, foi realizada com o objetivo de identificar se a utilização da ferramenta DT é aplicada para a solução de problemas de sequenciamento de produção, em um contexto de Indústria 4.0.

A *string* de busca utilizada foi:

- *“Digital Twin” AND Scheduling.*

A segunda revisão sistemática, chamada de Rev2, também teve por objetivo estudar a resolução de problemas de sequenciamento de produção, mas buscou identificar apenas os trabalhos que resolveram tal problema com auxílio da técnica de simulação por eventos discretos, do inglês Discret Event Simulation (DES). Para esta revisão foram considerados apenas os trabalhos que abordam o sequenciamento da produção sendo realizado continuamente, e ou de modo a considerar alterações ocorridas em tempo real. Por se tratar de um assunto mais tradicional, foram considerados apenas os trabalhos publicados do ano de 2016 em diante.

As *strings* de busca utilizadas foram:

- *“Discrete event simulation” AND “Online Scheduling”*
- *“Discrete event simulation” AND “Dynamic Scheduling”*

Os critérios para a seleção das bases de dados foram:

- Apresentar trabalhos na área de Engenharia;
- Ser uma base internacional;
- Permitir a exportação dos resultados de busca.

Foram aceitos apenas trabalhos publicados em inglês, e as bases consultadas foram:

- Web of Science
- IEEE
- Scopus

- Scielo
- Springer

Como o termo Indústria 4.0 é amplo, e utilizado de maneiras distintas, a palavra-chave “Indústria 4.0” ou “Industry 4.0” não foi utilizada em nenhuma das buscas, mas com a posterior análise dos resultados obtidos, foi possível identificar e excluir os trabalhos que não se enquadram no contexto estudado. Destaca-se que não utilizar o termo tornou a pesquisa mais genérica, e conseqüentemente mais resultados foram inclusos.

Os critérios de exclusão utilizados em ambas as revisões foram:

- O trabalho não está no contexto de Indústria 4.0;
- O trabalho não aborda o tema sequenciamento de ordens de produção;

1.4.2. IDENTIFICAÇÃO

Na etapa de identificação, as bases de dados selecionadas foram consultadas utilizando as *strings* de busca definidas, e os resultados foram exportados para que pudessem ser analisados.

Na primeira revisão, foram obtidos 774 trabalhos, divididos conforme a Figura 3. Pode-se observar que as bases Springer e Scopus apresentaram o maior número de trabalhos, visto que englobam diversas outras bases de dados, já a base nacional Scielo não apresentou nenhum trabalho com a *string* de busca definida. O total 774 não representa o número de trabalhos únicos, pois alguns foram indexados por mais de uma base de dados.

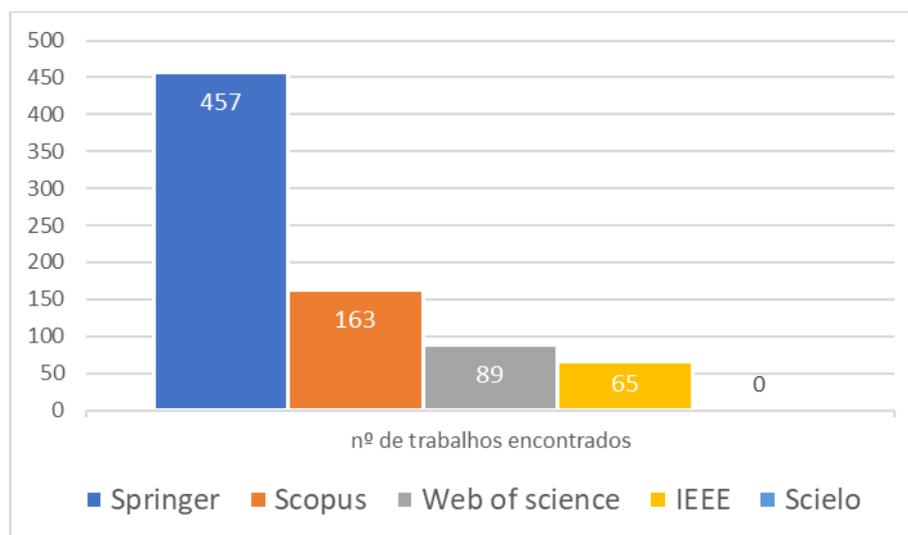


Figura 3: rev1 - Distribuição de trabalhos por bases de dados.

Fonte: Elaborado pelo autor

Na segunda revisão foram obtidos 352 trabalhos, divididos conforme a Figura 4. Pode-se observar que maior parte dos trabalhos se encontra na base de dados da Scopus, sendo que da base de dados da Scielo nenhum trabalho foi obtido.

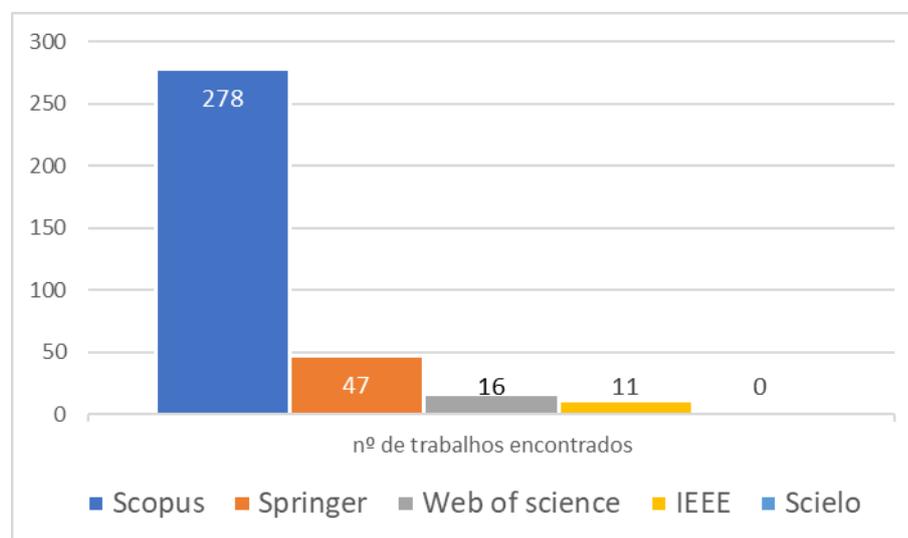


Figura 4: rev2 - Distribuição de trabalhos por bases de dados.

Fonte: Elaborado pelo autor

1.4.3. SELEÇÃO

Durante a etapa de seleção, foram excluídos os trabalhos duplicados, e foram aplicados os critérios de rejeição definidos na etapa de planejamento, com base

na leitura dos títulos e resumos dos trabalhos. O resultado pode ser observado na Figura 5 para a rev1 e na Figura 6 para a rev2. Pode-se observar uma grande quantidade de trabalhos rejeitados em ambas as revisões, e isso ocorreu pelo fato do termo “*scheduling*” estar associado a sequenciamentos não apenas de ordens de produção. Também foram encontrados trabalhos que não estavam relacionados a processos de produção, ou mesmo a sistemas produtivos.

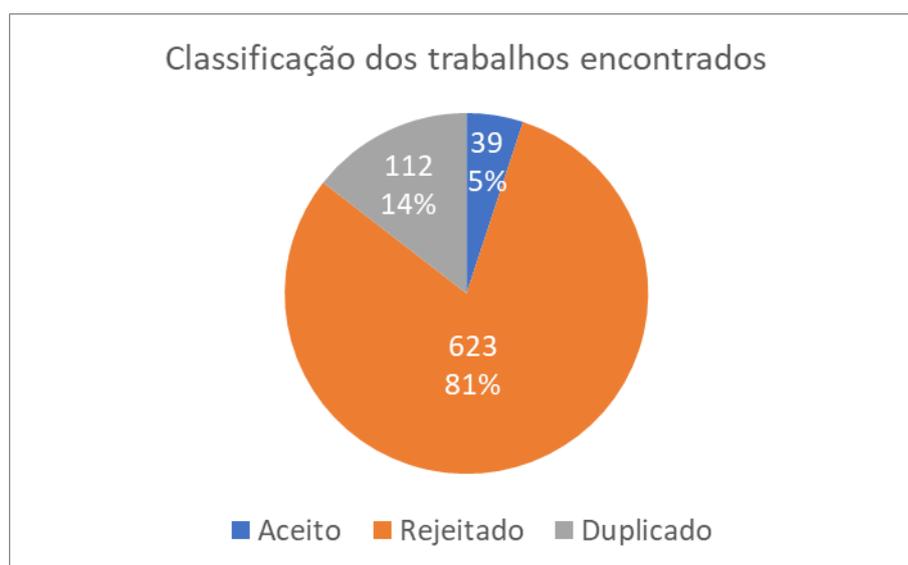


Figura 5: rev1 - Classificação dos trabalhos obtidos

Fonte: Elaborado pelo autor

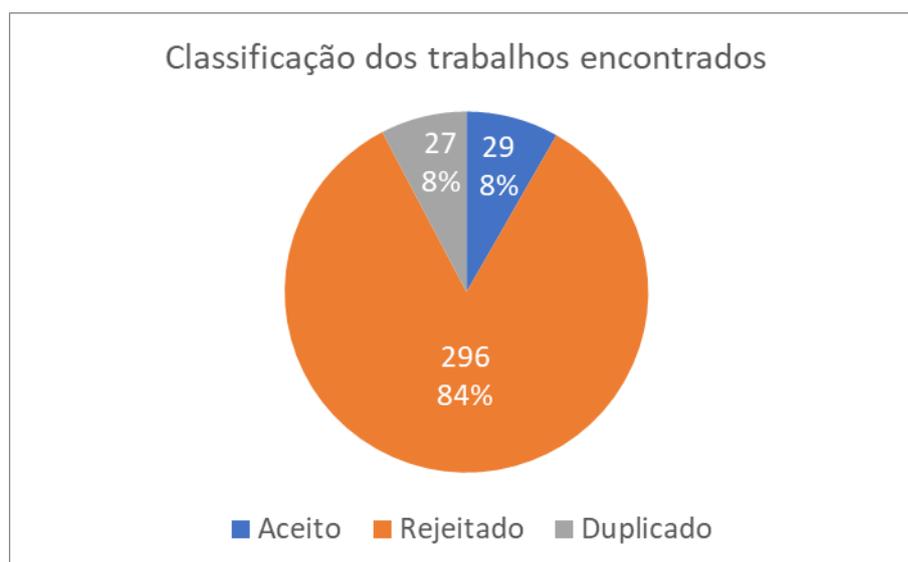


Figura 6: rev2 - Classificação dos trabalhos obtidos

Fonte: Elaborado pelo autor

1.4.4. EXTRAÇÃO

Os trabalhos classificados como “aceito” na etapa de seleção, foram obtidos na íntegra e uma leitura detalhada permitiu que os critérios de rejeição fossem novamente aplicados. Entretanto, nenhum trabalho foi rejeitado na etapa de extração. O Quadro 1 apresenta os trabalhos extraídos em rev1 e o Quadro 2 os trabalhos extraídos em rev2, ambos classificados primeiro em ordem crescente do ano de publicação, e depois em ordem alfabética pelo título do trabalho.

Quadro 1: rev1 – Lista de trabalhos extraídos.

Título	Autor	Ano
Integration of a Digital Twin as Human Representation in a Scheduling Procedure of a Cyber-Physical Production System	Graessler e Poehler	2017
Enabling the digital factory through the integration of data-driven and simulation models	Pinon, et al.	2018
Local Search with Discrete Event Simulation for the Job Shop Scheduling Problem	Zupan, et al.	2018
A Digital Twin-based scheduling framework including Equipment Health Index and Genetic Algorithms	Negri, et al.	2019
Assembly systems in Industry 4.0 era: a road map to understand Assembly4.0	Cohen, et al.	2019
Digital twin-driven cyber-physical production system towards smartshop-floor	Zhang, et al.	2019
Digital-Twin-Based Job Shop Scheduling Toward Smart Manufacturing	Fang, et al.	2019
Modeling, planning, and scheduling of shop-floor assembly process with dynamic cyber-physical interactions: a case study for CPS-based smart industrial robot production	Tan, et al.	2019
Real-Time asset tracking; a starting point for Digital Twin implementation in Manufacturing	Samir, et al.	2019
Research on modelling and optimization of hot rolling scheduling	Liu, et al.	2019
Review of job shop scheduling research and its new perspectives under Industry 4.0	Zhang, et al.	2019
Virtual comissioning of manufacturing system intelligent control	Xia, et al.	2019

Título	Autor	Ano
Concept Design of a System Architecture for a Manufacturing Cyber-physical Digital Twin System	Lin e Low	2020
Continuous modelling of machine tool failure durations for improved production scheduling	Denkena, et al.	2020
Digital twin design for real-time monitoring - a case study of die cutting machine	Wang, et al.	2020
Digital twin: Revealing potentials of real-time autonomous decisions at a manufacturing company	Feldt, et al.	2020
Digital twin-based production scheduling system for heavy truck frame shop	Wang e Wu	2020
Graduation Intelligent Manufacturing System (GiMS): an Industry 4.0paradigm for production and operations management	Guo, et at.	2020
How to tell the difference between a model and a digital twin	Wright e Stuart	2020
Integrating the digital twin of a shop floor conveyor in the manufacturing control system	RĂfileanu, et al.	2020
Knowledge-driven digital twin manufacturing cell towards intelligent manufacturing	Zhou, et al.	2020
Method of Analysis of Production and Logistics Systems of Discrete Production Based on Product-Process-Resource Model, External Module for Manufacturing Control Logic and Simulation of Work Execution	Dolgov, et al.	2020
Pharmaceutical quality control laboratory digital twin - A novel governance model for resource planning and scheduling	Lopes, et al.	2020
Production Planning and Scheduling Using Machine Learning and Data Science Processes	De Modesti, et al.	2020
Some new trends of intelligent simulation optimization and scheduling in intelligent manufacturing	Li e Zhang	2020
A decision-making framework for dynamic scheduling of cyber-physical production systems based on digital twins	Villalonga, et al.	2021
Applications of process and digital twin models for production simulation and scheduling in the manufacturing of food ingredients and products	Koulouris, et al.	2021
Bi-level dynamic scheduling architecture based on service unit digital twin agents	Zhang, et al.	2021
CNC Machine Tool Fault Diagnosis Integrated Rescheduling Approach Supported by Digital Twin-Driven Interaction and Cooperation Framework	Liu, et al.	2021
Digital Twin Enhanced Dynamic Job-Shop Scheduling	Zhang, et al.	2021

Título	Autor	Ano
Digital twin–based cyber-physical system for automotive body production lines	Son, et al.	2021
Dynamic Production Scheduling of Digital Twin Job-Shop Based on Edge Computing	Xu e Xie	2021
Field-synchronized Digital Twin framework for production scheduling with uncertainty	Negri, et al.	2021
Integrated Planning and Scheduling for Customized Production using Digital Twins and Reinforcement Learning	MUELLER-ZHANG, et al.	2021
Intelligent scheduling of a feature-process-machine tool supernetwork based on digital twin workshop	Zhifeng, et al.	2021
Job Shop Scheduling Based on Digital Twin Technology: A Survey and an Intelligent Platform	Yu, et al.	2021
Real-time workshop digital twin scheduling platform for discrete manufacturing	Zhifeng, et al.	2021
Research on flexible job shop scheduling under finite transportation conditions for digital twin workshop	Yan, et al.	2021
Smart Digital Twin for ZDM-based job-shop scheduling	Ruiz, et al.	2021

Fonte: Elaborado pelo autor

Quadro 2: rev2 – Lista de trabalhos extraídos.

Título	Autor	Ano
A dynamic task scheduling method based on simulation in cloud manufacturing	Zhou e Zhang	2016
Generation of Look-Up Tables for Dynamic Job Shop Scheduling Decision Support Tool	Oktaviandri, et al.	2016
A novel Iterative Optimization-based Simulation (IOS) framework: An effective tool to optimize system's performance	Dehghanimoham-madabadi, et al.	2017
An approach for rush order acceptance decisions using simulation and multi-attribute utility theory	Aqlan, et al.	2017
Evaluating the Robustness of Production Schedules using Discrete-Event Simulation	Vieira, et al.	2017
Online-scheduling using past and real-time data. An assessment by discrete event simulation using exponential smoothing	Heger, et al.	2017
Real-time scheduling in a sensorised factory using cloud-based simulation with mobile device access	Snyman e Bekker	2017

Título	Autor	Ano
Effect of Buffers and Robot in a Converging and Diverging Conveyor System for a Production Operation through Simulation Approach	Chandra, et al.	2018
Robust production scheduling under machine failures - A DES based evaluation approach	Himmiche, et al.	2018
A Multi-agent Based Dynamic Scheduling of Flexible Manufacturing Systems	Hussain e Ali	2019
Dynamic scheduling of multi-product continuous biopharmaceutical facilities: A hyper-heuristic framework	Oyebolu, et al.	2019
Makespan reduction using dynamic job sequencing combined with buffer optimization applying genetic algorithm in a manufacturing system	Somashekara, et al.	2019
The performance of priority dispatching rules in a complex job shop: A study on the Upper Mississippi River	Sweeney, et al.	2019
A simulated multi-objective model for flexible job shop transportation scheduling	Xu, et al.	2020
A simulation-based dynamic scheduling and dispatching system with multi-criteria performance evaluation for Industry 3.5 and an empirical study for sustainable TFT-LCD array manufacturing	Hong e Chien	2020
A state-of-the-art review of intelligent scheduling	Zarandi, et al.	2020
Automatic Design of Dispatching Rules with Genetic Programming for Dynamic Job Shop Scheduling	Shady, et al.	2020
Deep Q-Network Model for Dynamic Job Shop Scheduling Problem Based on Discrete Event Simulation	Turgut e Bozdog	2020
Integrating simulation and FITradeoff method for scheduling rules selection in job-shop production systems	Pergher, et al.	2020
Performance Assessment of Dynamic Flexible Assembly Job Shop Control Methods	Zhong, et al.	2020
Reactive scheduling approach for solving a realistic flexible job shop scheduling problem	Mihoubi, et al.	2020
Tolerance Scheduling for CPS	Ragazzini, et al.	2020
A simulation-based dynamic scheduling model for curtain wall production considering construction planning reliability	Kim, et al.	2021
Decision support in productive processes through DES and ABS in the Digital Twin era: a systematic literature review	dos Santos, et al.	2021

Título	Autor	Ano
Evaluation of Dispatching Rules Performance for a DJSSP Towards their Application in Industry 4.0	GARCIA, David et al.	2021
Field-synchronized Digital Twin framework for production scheduling with uncertainty	Negri, et al.	2021
Product processing prioritization in hybrid flow shop systems supported on Nash bargaining model and simulation-optimization	MALEKPOUR, Hiva et al.	2021
Robust scheduling and dispatching rules for high-mix collaborative manufacturing systems	Zanchettin	2021

Fonte: Elaborado pelo autor

1.4.5. SUMARIZAÇÃO

As revisões sistemáticas realizadas, permitiram que fosse obtida uma melhor compreensão, de como os problemas de sequenciamento de produção têm sido resolvidos, seja utilizando a técnica do DT ou a da simulação de eventos discretos (DES). Também foi possível observar quantos artigos mencionam ambas as ferramentas como forma de resolver os problemas de sequenciamento. O resultado pode ser observado na Figura 7, na qual nota-se que muitos dos trabalhos que utilizaram DT também aplicaram a técnica DES.



Figura 7: DES e DT para resolução de problemas de sequenciamento de produção

Fonte: Elaborado pelo autor

Os artigos remanescentes após a etapa de extração foram estudados e, junto com outros, são citados e referenciados no capítulo 2, durante a construção da revisão narrativa. As informações sobre tais artigos também foram utilizadas para construir a revisão bibliométrica, apresentada na seção 1.5

1.5 REVISÃO BIBLIOMÉTRICA

Os trabalhos considerados aceitos em rev1, foram classificados em relação ao ano de publicação, o resultado é apresentado na Figura 8, na qual é possível observar um aumento do número de trabalhos publicados ao longo dos anos. Pode-se concluir que entre os anos de 2016 e 2021 foi crescente a utilização da ferramenta DT para a solução de problemas de sequenciamento de produção.

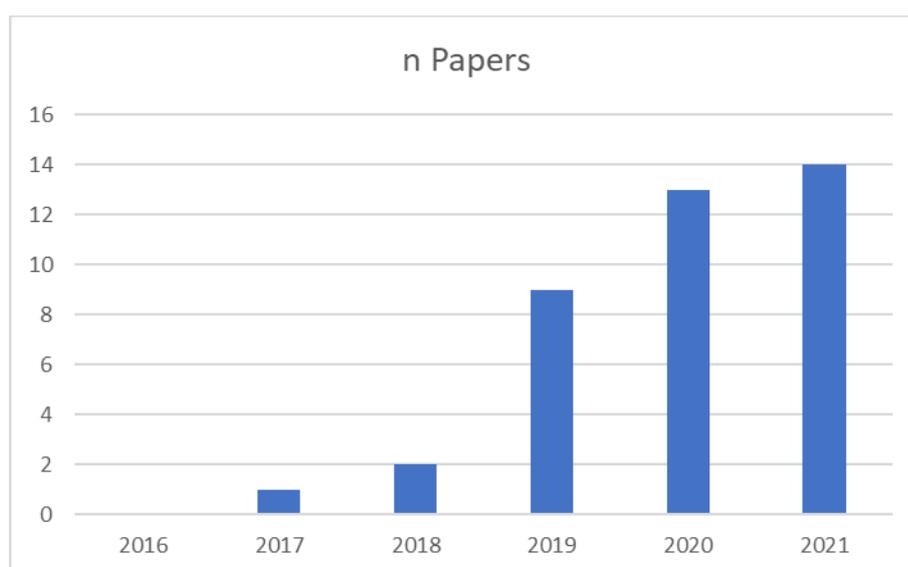


Figura 8: rev1 – Trabalhos extraídos por ano de publicação

Fonte: Elaborado pelo autor

A análise das informações provenientes dos artigos extraídos em rev2, pode ser observada na Figura 9, onde mesmo com um baixo número de trabalhos, é possível concluir que em 2020 o interesse pelo tema aumentou consideravelmente em relação aos anos anteriores.

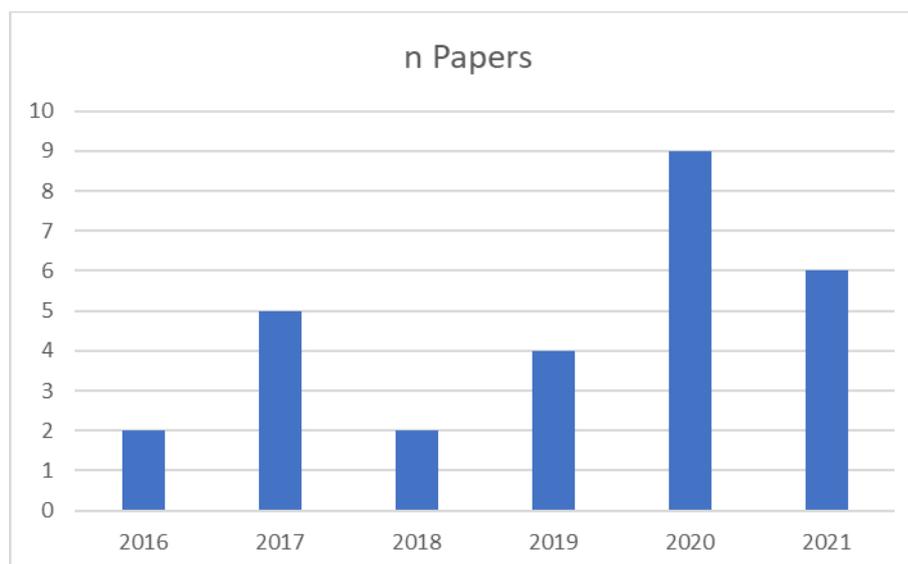


Figura 9: rev2 – Trabalhos extraídos por ano de publicação

Fonte: Elaborado pelo autor

Também foi analisado em quais periódicos os trabalhos extraídos foram publicados, o resultado pode ser observado no Quadro 3 para rev1 e no Quadro 4 para rev2, ambos classificados primeiro por ordem crescente do número trabalhos, e depois em ordem alfabética de títulos.

Quadro 3: rev1 - Contagem de trabalhos por periódico

Periódico	nº	JCR
International Journal of Production Research	3	4,577
Journal of Manufacturing Systems	3	5,105
Cirp Conference on Manufacturing Systems	2	-
Ieee International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management	2	-
IFAC-PapersOnline	2	
International Journal of Advanced Manufacturing Technology	2	2,633
Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing	2	4,594
Journal of Intelligent Manufacturing	2	4,311
Studies in Computational Intelligence	2	
OUTROS	19	-

Fonte: Elaborado pelo autor

Quadro 4: rev2 - Contagem de trabalhos por periódico

Periódico	nº	JCR
International Journal of Production Research	3	4,577
Ifac-Papersonline	2	-
International Journal of Production Economics	2	5,134
OUTROS	22	-

Fonte: Elaborado pelo autor

O Quadro 5 apresenta os periódicos que tiveram ao menos 3 trabalhos selecionados em ambas as revisões sistemáticas.

Quadro 5: rev1 e rev2 - Contagem de trabalhos por periódico

Periódico	nº
International Journal of Production Research	6
Ifac-Papersonline	3
Journal of Intelligent Manufacturing	3
Journal of Manufacturing Systems	3

Fonte: Elaborado pelo autor

As ferramentas de análise de dados das bases de pesquisa *Web of Science* e *Scopus*, também foram utilizadas para estimar a contagem de trabalhos por países. Não foi possível realizar a análise apenas para os trabalhos extraídos, porém, foram utilizadas as mesmas *strings* de busca, o que permite uma estimativa da classificação real dos trabalhos extraídos em rev1 e rev2. O resultado da análise é apresentado na Figura 10 para rev1, na qual é possível observar a predominância de trabalhos chineses, mesmo o tema DT possuindo forte relação com o tema Indústria 4.0, e que teve origem na Alemanha (MOSCONI, 2015).

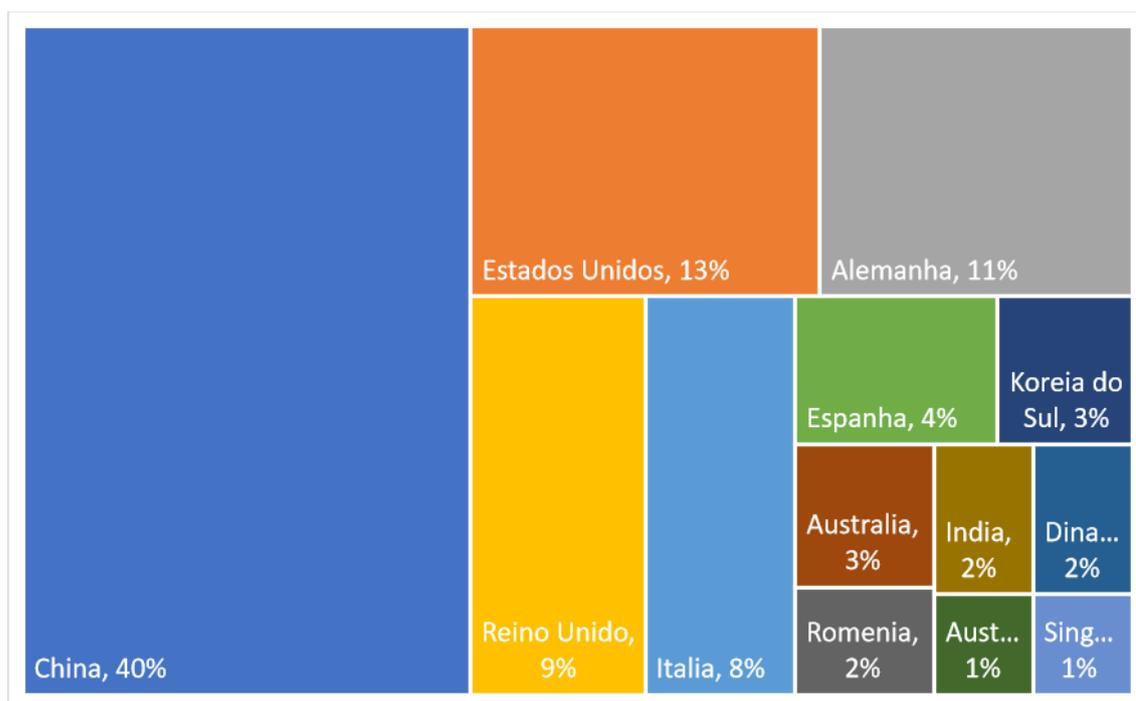


Figura 10: rev1 - Classificação dos trabalhos por país

Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura 11 pode-se observar o resultado da análise para rev2, onde é possível notar uma menor concentração de trabalhos por país, em relação ao observado na análise de rev1. Tal efeito pode ser explicado pelo fato dos temas “sequenciamento” e “simulação de eventos discretos” tratarem de assuntos mais tradicionais.

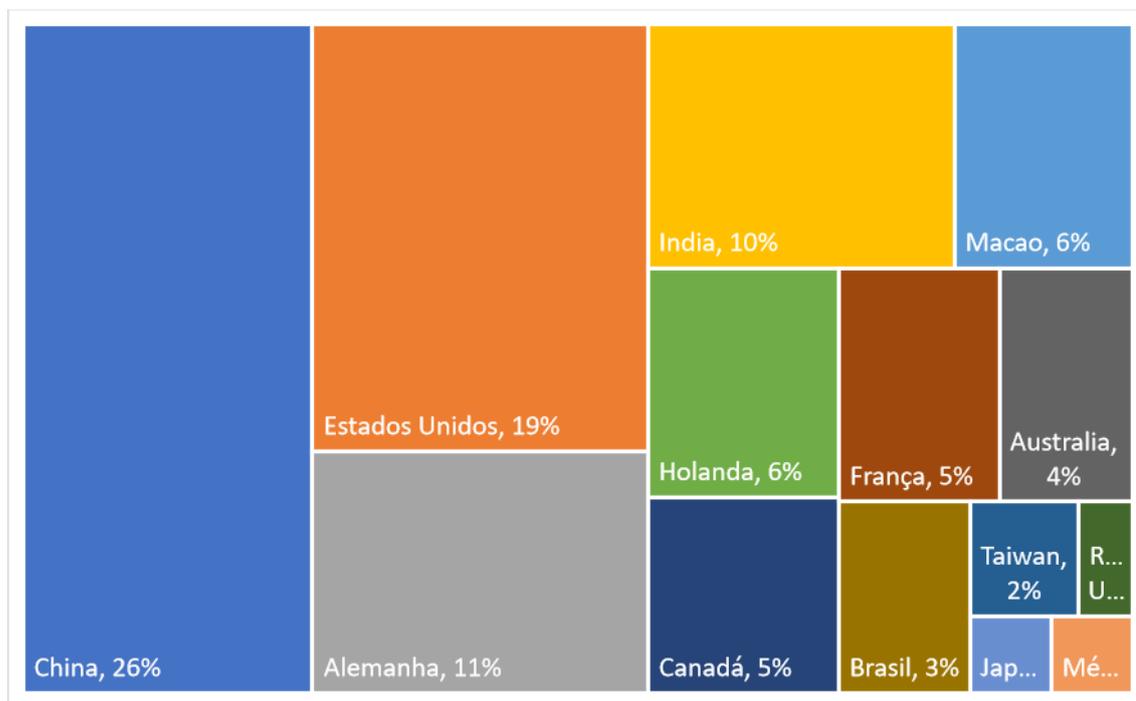


Figura 11: rev2 - Classificação dos trabalhos por país

Fonte: Elaborado pelo autor

1.6 ESTRUTURA DA TESE

Esta tese está dividida em seis capítulos, descritos a seguir.

Capítulo 1: Introdução – Dividida em objetivos, justificativa e relevância, metodologia, revisão sistemática, revisão bibliométrica e estrutura da tese. Apresenta a lacuna de pesquisa explorada nesta tese.

Capítulo 2: Fundamentação Teórica – Aborda os temas Indústria 4.0, Sequenciamento de produção e Simulação de sistemas de produção. Apresenta os conceitos necessários para a compreensão e desenvolvimento desta tese.

Capítulo 3: Modelo proposto – Apresenta a proposta de modelo, suas principais características e a lógica de funcionamento.

Capítulo 4: Proposta de Aplicação – Apresenta uma proposta para aplicação do modelo proposto.

Capítulo 5: Conclusões – Apresenta as principais conclusões desta tese, e propõe questões para trabalhos futuros.

Capítulo 6: Bibliografia – Apresenta as fontes de informação que contribuíram para o desenvolvimento das ideias apresentadas e construídas neste trabalho.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A fundamentação teórica desta tese está dividida em 4 partes, na primeira a Indústria 4.0 é apresentada e suas origens e vantagens são explicadas. A segunda parte trata do tema DT, sua definição e importância. A terceira parte trata o sequenciamento de ordens de produção e como a técnica é capaz de aumentar a produtividade de um sistema de produção. A quarta parte da fundamentação teórica trata de modelos de simulação e suas aplicações em sistemas produtivos.

2.1 INDÚSTRIA 4.0

O termo Indústria 4.0 ou I4.0, trata de um assunto que supostamente tem potencial para impactar uma indústria por completo, transformando a maneira como os produtos são produzidos, desenvolvidos, entregues e pagos. O número 4.0 tem o propósito de fazer referência a uma quarta revolução industrial (HOFMANN e RÜSCH, 2017).

A primeira revolução industrial aconteceu na Europa na década 1780 e foi caracterizada pela mudança do sistema de produção artesanal para um sistema fabril centralizado. Essa revolução foi marcada pela utilização de máquinas a vapor como geradoras de energia mecânica (XU *et al.*, 2018). Nesse contexto as pessoas passaram a abandonar a vida no campo e a se concentrar nas proximidades das novas fábricas; o estilo de vida das pessoas foi alterado, e a eficiência da produção aumentou (AGARWAL e AGARWAL, 2017).

Para Mokyr (1998), a segunda revolução industrial apresentou importantes desenvolvimentos tecnológicos em diversos setores da economia. Segundo o autor, houve, entre outras, mudanças na agricultura, na indústria química, nas siderúrgicas e nos sistemas de transporte e de energia. Entretanto, ainda segundo o autor, as mudanças mais significativas ocorreram nos sistemas de produção. As etapas do processo foram divididas, e o sistema passou a produzir

em um fluxo contínuo, no qual transportadores mecânicos realizavam a movimentação das peças entre os diversos postos de trabalho. Nesse período as máquinas eram movidas a energia elétrica, e como a movimentação das peças acontecia de modo automático, o ritmo de trabalho não era mais uma escolha do operário. Com a quebra de uma operação em diversas etapas, o nível de conhecimento e de escolaridade necessários ao trabalhador eram muito baixos, e em poucos minutos era possível treinar um novo empregado. A eficiência produtiva aumentou consideravelmente dado que um operário podia se especializar em apenas uma etapa do processo, adquirindo prática e realizando a tarefa com maior velocidade (PAXTON, 2012).

A terceira revolução industrial ocorreu quando os computadores foram utilizados para automatizar processos produtivos. Segundo Drath e Horch (2014) foi nos anos de 1969 que revolução atingiu seu auge. As máquinas passaram a ser controladas por controle numérico e surgiu então a necessidade de contratação de programadores para que as máquinas pudessem realizar suas operações. O nível de conhecimento técnico necessário aumentou e, como as máquinas passaram a apresentar maior precisão, aumentou também a qualidade dos produtos produzidos. A eficiência das fábricas também aumenta visto que os computadores permitiram que as máquinas produzissem de modo ainda mais padronizado.

Embora não exista consenso sobre o que constitui uma revolução industrial (MAYNARD, 2015) é possível afirmar que cada uma delas alterou a relação do homem com o trabalho e todas elas fizeram surgir a necessidade de novas competências aos profissionais envolvidos. Todas elas, também, aumentaram significativamente a eficiência dos sistemas produtivos.

Para Kolberg e Zühlke (2015), A Indústria 4.0 apresenta um conceito integrado, no qual componentes e máquinas são dotados de inteligência, e fazem parte de uma rede padronizada. Para Rennung *et al.* (2016), tais conceitos podem ajudar as empresas a superar os desafios necessários para oferecer produtos de maior complexidade, e que possuam um ciclo de vida reduzido.

Ao escrever sobre a Indústria 4.0, Oztemel e Gursev (2020) afirmam que ela representa mais do que a automação do processo industrial, e que os impactos de suas consequências poderão ser percebidos em diversos segmentos da sociedade.

“Já está claro que a Indústria 4.0 é uma transformação filosófica da sociedade. Espera-se que dessa transformação surjam mudanças importantes na sociedade, educação, economia e no comércio, assim como ocorre em qualquer outra revolução industrial” (OZTEMEL e GURSEV, 2020, p. 38)

Segundo Mosconi (2015), o termo Indústria 4.0 foi primeiro mencionado em 2011, na Alemanha, como uma nova proposta de economia, baseada no uso de alta tecnologia industrial.

De acordo com Rauch *et al.* (2020), pequenas e médias empresas geralmente são as que possuem o menor grau de conhecimento em relação aos conceitos da Indústria 4.0, mas, para os autores, esses conceitos representam para essas empresas uma oportunidade para se tornarem mais competitivas.

Para tanto, a Indústria 4.0 deve permitir a digitalização da produção, baseada em sistemas de gerenciamento e aquisição de informações, e deve permitir também uma conexão entre diferentes empresas de uma mesma cadeia de suprimentos (ROBLEK *et al.*, 2016).

Já em 2014, quando as discussões acerca do assunto ainda estavam em estágios iniciais, os pesquisadores Drath e Horch (2014) realizaram um estudo com objetivo de verificar se a Indústria 4.0 apresentava conceitos sólidos e que poderiam de fato proporcionar um significativo aumento de eficiência operacional. Em seu trabalho os autores afirmam que novas técnicas deverão ser desenvolvidas em um sistema físico-cibernético que definem como sendo um sistema composto por 3 elementos:

- 1) Objetos físicos (máquinas, carros, peças, ferramentas etc.).

- 2) Modelos de informação para os objetos físicos. Tais modelos devem ser armazenados e estarem disponíveis em rede.
- 3) Serviços e decisões baseadas nas informações presentes na rede.

Em seu estudo os autores não conseguiram concluir se a Indústria 4.0 tem o potencial para desencadear uma nova revolução, mas afirmam, porém, que os sistemas físico-cibernéticos serão implementados de uma maneira ou de outra, pois certamente trarão ganho de produtividade.

Ainda segundo esses mesmos autores, para que a Indústria 4.0 possa se consolidar como uma nova revolução, alguns princípios deverão ser estabelecidos, são eles:

- Proteção ao investimento: os conceitos deverão ser aplicáveis às plantas já existentes;
- Estabilidade: a Indústria 4.0 não pode comprometer a produção com quebras e nem com distúrbios;
- Privacidade da informação: o acesso às informações deve ser controlado, de modo que a empresa não perca o conhecimento que lhe traz vantagem competitiva (*know-how*);
- Segurança cibernética: deve existir proteção contra acesso não autorizado que possa causar danos físicos a máquinas ou trabalhadores.

Hermann *et al.* (2015) também listaram princípios que deverão ser estabelecidos para a correta implementação da Indústria 4.0, são eles:

- Interoperabilidade – Sistemas diferentes devem ser capazes de se comunicar, para que seja possível a integração de equipamentos de diferentes fabricantes;
- Virtualização – Os sistemas físico-cibernéticos devem ser capazes de monitorar os processos físicos para que os valores coletados alimentem sistemas virtuais que simulem as melhores decisões a serem tomadas;

- Descentralização – A crescente demanda por produtos individuais e de diversos fabricantes faz com que fique difícil construir um sistema que tome todas as decisões sozinho, é preciso que algumas decisões sejam tomadas em nível local;
- Capacidade de análise em tempo real – A fábrica deve ser capaz de tomar decisões em tempo real, e com isso se ajustar a mudanças que tenham ocorrido no próprio sistema de produção, ou mesmo em outros pontos da cadeia de suprimentos.
- Orientada a serviços – Os objetos presentes na rede (máquinas, sensores, atuadores, pessoas etc.) devem fornecer uma lista dos serviços que realizam, para que esses serviços possam ser solicitados por outros objetos ou pessoas.
- Modularidade – Os sistemas devem permitir a expansão gradual de sua rede, para que a fábrica possa se adaptar ao receber novos investimentos.

Os autores Rauch *et al.* (2020) construíram modelo para avaliar o grau de maturidade de diversas empresas em relação aos conceitos da Indústria 4.0. O modelo construído pode ser observado na Figura 12, e que além de permitir a classificação do grau de maturidade das empresas, objetivo original dos autores, também se mostra útil ao estratificar os conceitos apresentados, em 5 áreas.

Conceito da Indústria 4.0	Maturidade 1	Maturidade 2	Maturidade 3	Maturidade 4	Maturidade 5
Monitoramento remoto da produção	Produtos não são monitorados	Produtos verificados no momento da venda	Verificação periódica dos produtos	Produtos monitorados remotamente	Produtos monitorados e controlados remotamente
Análise em Big Data	Sem análise de dados	Análise manual de informações existentes	Projetos de Big Data	Uso de ferramentas para análise de Big Data	Funcionários contratados e especialistas em Big Data
ERP/MES	ERP/MES não utilizado	Implementação de ERP	Implementação de ERP e PPC	Implementação do MES	Integração entre MES e ERP
Sistema digital para produto-serviço	Apenas produtos físicos	Modelos de manutenção do negócio	Sistema produto-serviço	Sistema digital para produto-serviço	Sistemas em nuvem para produto-serviço

Conceito da Indústria 4.0	Maturidade 1	Maturidade 2	Maturidade 3	Maturidade 4	Maturidade 5
Servitização e economia compartilhada	Clientes compram um produto físico	Modelo de negócio baseado em leasing	Modelo de negócio baseado em aluguel	Modelo de negócio baseado em serviços	Clientes compartilham produtos e serviços

Figura 12: Modelo de maturidade para os conceitos da Indústria 4.0

Fonte: Adaptado de Rauch *et al.* (2020)

As cinco áreas apresentadas na Figura 12, podem ser explicadas como:

- 1) Monitoramento remoto da produção: Controlar remotamente a qualidade dos produtos e dos processos;
- 2) Análise em Big Data: Refere-se as técnicas utilizadas para examinar, processar, descobrir e expor padrões e relações de interesse, nos dados do sistema que está sendo investigado (IQBAL *et al.*, 2020).
- 3) ERP/MES: Sistemas MES (*Manufacturing Execution System*) podem integrar sistemas isolados de coleta de dados, e conectar a produção ao ERP (*Enterprise Resource Planning*), transmitindo informações para as aplicações relevantes, e com isso permitir um melhor gerenciamento da produção (TSAI *et al.*, 2020).
- 4) Sistema digital para produto-serviço: Sistema produto-serviço pode ser definido como a ênfase na integração entre produtos, serviços, redes de informação e redes de infraestrutura, com o objetivo de se manter uma empresa competitiva, satisfazer as necessidades de seus clientes, e diminuir o seu impacto ambiental (CHIU e TSAI, 2020).
- 5) Servitização e economia compartilhada: Servitização é um fenômeno no qual uma empresa de venda de produtos, muda sua estratégia e passa a ser um fornecedor de serviços (GEBAUER *et al.*, 2020). Economia compartilhada pode ser definida como um mercado no qual consumidores e organizações, por meio do compartilhamento, definem como são produzidos e consumidos produtos e recursos (LIM, 2020).

Embora exista uma tendência na academia para a aceitação e utilização do termo “Indústria 4.0”, alguns pesquisadores argumentam que o nome não é correto, pois está atrelado a uma estratégia comercial para aumentar o interesse pelo assunto. Entretanto, outros pesquisadores defendem que o termo é correto, e que pela primeira vez na história o termo revolução industrial, foi atribuído a um fenômeno ainda em desenvolvimento (HERMANN *et al.*, 2015). Ideias semelhantes as apresentadas pela Indústria 4.0, podem ser encontradas sob os termos Manufatura Avançada (TRAPPEY *et al.*, 2016), e Manufatura Inteligente (TAO *et al.*, 2018) (WANG *et al.*, 2018) mas, segundo Oztemel e Gursev (2020), o termo Indústria 4.0 é amplamente aceito não apenas na academia, mas também no meio industrial.

Com o objetivo de esclarecer e definir o conceito de Indústria 4.0, Hermann *et al.* (2015) realizaram uma revisão bibliográfica em seis bases de dados diferentes, e pesquisaram pelo termo “Indústria 4.0” tanto em inglês quanto em alemão. Os autores identificaram um conjunto com 8 palavras-chave associadas ao tema, são elas:

- 1) *Cyber-physical system* (CPS), ou sistema físico-cibernético
- 2) Internet das coisas (IoT)
- 3) Fábrica inteligente
- 4) Internet dos serviços
- 5) Produto inteligente
- 6) Comunicação máquina-máquina
- 7) Dados em nuvem
- 8) *Big Data*

Hermann *et al.* (2015), consideram ainda que apenas os quatro primeiros itens constituem bases independentes para a Indústria 4.0, pois os itens 5, **Produto inteligente**, e 6, **comunicação máquina-máquina**, podem ser considerados ferramentas na implementação de sistemas físicos-cibernéticos. Já os itens 7, **Dados em nuvem**, e 8, **Big Data**, são considerados consequências da implementação e utilização dos sistemas físico-cibernéticos.

Com a correta definição dos termos mencionados anteriormente, este trabalho então adota a definição de Indústria 4.0 conforme proposta por Hermann *et al.* (2015, p. 11).

“Indústria 4.0 é um termo coletivo para tecnologias e conceitos em uma cadeia de valores. Dentro de uma estrutura modular e de produção inteligente, sistemas cyber-físicos monitoram os processos, criam uma cópia virtual do mundo real e tomam decisões descentralizadas. Utilizando a Internet das coisas, sistemas físicos-cibernéticos se comunicam, cooperando entre si e com pessoas...”.

A próxima seção lista os benefícios que se espera obter ao aplicar com sucesso os princípios da Indústria 4.0.

2.1.1. BENEFÍCIOS DA INDÚSTRIA 4.0

Segundo Sony e Naik (2020) a Indústria 4.0 pode gerar uma quarta revolução industrial, ao utilizar a tecnologia para integrar objetos físicos e virtuais. Já para Crnjac *et al.* (2017), muitas empresas de produção em massa estão buscando o conceito de customização em massa, e para os autores a Indústria 4.0 tem o potencial de permitir a produção de acordo com as necessidades individuais dos clientes.

Oztemel e Gursev (2020) realizaram uma revisão da literatura em mais de 600 artigos de diferentes bases de dados e foram capazes de, entre outras coisas, listar 14 benefícios que uma sociedade pode esperar, após a implementação dos conceitos da Indústria 4.0. Os benefícios são:

- 1) Melhoria na capacidade de inovação;
- 2) Facilidade em monitorar e diagnosticar o funcionamento dos sistemas;
- 3) Aumento nas capacidades de automanutenção do sistema;
- 4) Alta produtividade com produtos ecologicamente corretos;
- 5) Aumento de flexibilidade com redução de custos;

- 6) Aumento na velocidade do desenvolvimento de processos de produção, com novos modelos de negócio e de serviço;
- 7) Possibilidade de que decisões imparciais sejam tomadas em tempo real;
- 8) Participação nacional na contribuição da economia;
- 9) Aumento no comércio virtual, em mercados mais variados, e com alcance global;
- 10) Mais facilidade no acesso aos serviços públicos;
- 11) Produtos e serviços de alto impacto, e que aumentem a qualidade de vida das pessoas;
- 12) Cidades, prédios e fábricas inteligentes e possibilidade de controle de distância entre pessoas;
- 13) Produtos mais customizados;
- 14) Informações pessoais mais fáceis de serem encontradas.

Dalenogare *et al.* (2018) realizaram um estudo que buscou relacionar as tecnologias da Indústria 4.0 com possíveis benefícios esperados. O trabalho teve como base, dados de empresas brasileiras, e estratificou os benefícios nas categorias: benefícios relacionados ao produto; benefícios relacionados à operação; e benefícios colaterais. As duas tecnologias com maior potencial para benefícios, nas duas primeiras categorias, são:

- Benefícios relacionados ao produto: sistemas integrados de engenharia, para desenvolvimento do produto e processo e incorporação nos produtos de serviços digitais.
- Benefícios relacionados à operação: *design* assistido por computador, utilizado em conjunto com manufatura assistida por computador (CAD/CAM) e automação digital com sensores, para controle do processo.

Embora as oportunidades advindas da evolução das técnicas da Indústria 4.0 sejam grandes, também é preciso ponderar suas desvantagens. Zaborovskaia (2017) realizou um estudo sobre os aspectos sociais, os riscos e as oportunidades relacionadas ao capital humano, associados ao desenvolvimento

da Indústria 4.0. O autor aponta 6 possíveis riscos sociais, dentre os quais se pode destacar: risco da exclusão social de pessoas incapazes de aprender novas competências; e risco de falta de financiamento para treinamento de pessoas em novas habilidades. Zaborovskaia, em seu trabalho, propõe maneiras de mitigar estes riscos, como por exemplo, mudanças em legislações trabalhistas e financeiras. Por fim o autor conclui que o desenvolvimento da Indústria 4.0 pode gerar grandes oportunidades, incluindo o aumento de diversos indicadores econômicos.

Esta seção mostrou como a Indústria 4.0 tem o potencial de ajudar as empresas a se tornarem mais competitivas, suas técnicas são importantes e as indústrias brasileiras não podem ficar à margem desta revolução. A próxima seção trata de como a Indústria 4.0 tem se desenvolvido em outros países do mundo.

2.1.2. DESENVOLVIMENTO DO TEMA INDÚSTRIA 4.0

A Alemanha, em 2006, com o projeto High Tech Strategy, anunciou o que seria a base de seu plano para recuperação do setor industrial alemão, de modo que o país pudesse fazer concorrência com os mercados asiáticos. Uma das frentes de trabalho deste projeto é a Indústria 4.0 (KAGERMANN *et al.*, 2013).

Nos Estados Unidos, as ideias da Indústria 4.0 foram chamadas de *Industrial Internet*, ou Internet industrial em tradução livre (DRATH e HORCH, 2014). Em 2011 os Estados Unidos da América anunciam o seu plano intitulado *Advanced Manufacture Partership*, que tem como objetivo unir universidades, indústrias e governo de modo que o país possa desenvolver tecnologia e mão-de-obra que permita o aumento da eficiência do setor industrial. Em 2014 esse grupo de trabalho apresentou um relatório com recomendações para o avanço da indústria. Dentre outras sugestões está a criação de um plano estratégico nacional para a Indústria 4.0 (MOLNAR e HOUTMAN, 2011).

Sung (2018) realizou um trabalho para avaliar o estado da Indústria 4.0 na Coreia do Sul; em seu trabalho são listadas 15 ações diferentes que estão sendo executadas pelo governo, para que o país evolua na 4ª revolução industrial. Ao

todo, as ações envolvem 13 ministérios diferentes, o que demonstra o grau de envolvimento do governo Sul Coreano, e como o assunto permeia diversas áreas da sociedade. O projeto denominado *Korea Advanced Manufacturing System*, tem como objetivo desenvolver tecnologia que permita a integração entre sistemas de manufatura.

Com o objetivo de determinar os estímulos para adoção da Indústria 4.0 no Japão, Prause (2019) realizou uma pesquisa com empresas japonesas e concluiu que incerteza de mercado é um fator importante e que faz com que as empresas considerem a Indústria 4.0 em suas estratégias de curto, médio e longo prazo. O autor também evidencia que fatores externos à companhia são os principais motivadores, e que isso pode fazer com que as pequenas e médias empresas apresentem uma adoção tardia das técnicas da Indústria 4.0. O que, segundo o autor, pode ser um fator positivo já que os padrões e protocolos ainda não estão bem definidos.

Em 2015 a China anunciou seu plano de ação para fazer frente aos investimentos estrangeiros em tecnologia, e manter seu crescimento no setor industrial. O plano foi intitulado *Made in China 2025* e, de acordo com Wang *et al.* (2020a), não obteve bons resultados em seus primeiros anos de implementação. Os autores afirmam que centenas de políticas foram implementadas, porém de modo desestruturado e sem uma priorização sistemática. Por fim os autores apontam diversas diferenças entre o plano *Made in China 2025* e atual realidade das indústrias chinesas, e propõe também maneiras de reduzir tais diferenças.

Sung, (2018) elaborou um *ranking* que mostra o nível de desenvolvimento de países em relação à Indústria 4.0, o valor para a média apresentado, foi obtido ao realizar uma média aritmética simples, dos valores obtidos em 3 rankings internacionais que medem o grau de desenvolvimento de países em relação ao tema. O Quadro 6 apresenta o *ranking* elaborado por Sung, onde pode-se observar que embora a Alemanha tenha sido a primeira a abordar o assunto, o país não ocupava as primeiras posições do ranking em 2018. Também pode-se

observar a predominância de países do hemisfério norte, e a ausência de países com economias parecidas com a brasileira.

Quadro 6: Nível de desenvolvimento de países em relação a Indústria 4.0

Ranking	Nação	Média
1	Singapura	1,3
2	Finlândia	3,3
3	USA	4,3
4	Países baixos	5,0
5	Suíça	5,3
6	Suécia	5,3
7	Noruega	7,3
8	Reino Unido	8,3
9	Dinamarca	8,3
10	Hong Kong	8,7
11	Canadá	12,7
12	Nova Zelândia	13,7
13	Alemanha	15,0
14	Taiwan	15,7
15	Japão	16,3
16	Austrália	16,7
17	Áustria	18,0
18	Israel	18,3
19	Coreia do Sul	19,0
20	Irlanda	20,0

Fonte: Traduzido e adaptado de Sung (2018)

Conforme já citado anteriormente, uma das vantagens oferecidas pela Indústria 4.0 é a possibilidade de customização em massa da produção, o que demanda um maior cuidado com o planejamento e o sequenciamento de produção. Dessa forma, esse tema é mais bem estudado na sequência, a fim de melhor fundamentar a proposta a ser feita ainda neste trabalho, qual seja, a aplicação de uma das tecnologias habilitadoras da I4.0 (o Gêmeo Digital) para tal atividade.

2.2 SEQUENCIAMENTO DA PRODUÇÃO

O sequenciamento de produção é uma tarefa que impacta diretamente a eficiência de um sistema produtivo e os custos de fabricação, e, portanto, tem atraído a atenção de pesquisadores desde 1956 (ZHANG *et al.*, 2019b). Soluções de sequenciamento otimizadas também permitem um melhor aproveitamento da capacidade instalada (OYEBOLU *et al.*, 2019).

Empresas modernas estão mudando para um sistema de produção em pequenos lotes e com grande variedade de produtos, o que demanda uma otimização do sequenciamento da produção (ZHIFENG *et al.*, 2021a). Slack *et al.* (2009) definem o sequenciamento de produção como a atividade de planejar, controlar e decidir a ordem em que um trabalho deve ser executado. Para Pinedo (2008) o sequenciamento é um processo de tomada de decisão que envolve a alocação de recursos a tarefas, com o objetivo de otimizar um ou mais critérios.

Ao mudar seu sistema de produção, para um que exija mais atenção no sequenciamento da produção, as empresas estão se deparando com problemas de elevada complexidade. De fato, sequenciar 3 tarefas diferentes em 3 máquinas diferentes, de modo a obter o menor tempo de atravessamento, é um problema do tipo *NP-Hard* (SOTSKOV e SHAKHLEVICH, 1995).

Um bom sequenciamento de produção é necessário para aumentar a produtividade de um processo de manufatura, pois permite, entre outros, a melhor utilização dos recursos envolvidos, e redução dos tempos de processamento. Entretanto, tais benefícios só podem ser obtidos se forem utilizadas as técnicas corretas conforme a natureza do problema de sequenciamento a ser resolvido, e que são abordadas nas próximas seções.

2.2.1. CLASSIFICAÇÃO DE PROBLEMAS DE SEQUENCIAMENTO

Os problemas de sequenciamento podem ser classificados em diversos grupos, de acordo com critérios como: o ambiente em que o sequenciamento será

aplicado; as quantidades e variedades de produtos a serem sequenciados; e o critério de desempenho que se deseja melhorar.

Frequentemente os problemas de sequenciamento podem ser definidos em 3 fatores, o primeiro envolvendo as máquinas, o segundo sobre as tarefas a serem processadas, e o terceiro relativo ao critério de desempenho escolhido (ZARANDI *et al.*, 2020).

Pinedo (2008) propõe a notação ($\alpha/\beta/\gamma$) para classificar os problemas de sequenciamento. Em tal notação as características dos problemas são apresentadas por siglas separadas por um caractere de barra simples. Primeiro se descreve o ambiente em que o problema está sendo considerado, em seguida devem ser fornecidas informações sobre os produtos que estão sendo sequenciados, e por último é apresentado o critério de desempenho que será otimizado.

Alguns dos valores que as variáveis podem assumir são, entre outros, descritos a seguir.

Na primeira parte da notação (α) é definido o ambiente, sendo que os valores mais comuns para α são:

- 1: Define um problema de máquina única;
- P_m : Define um problema de m máquinas em paralelo;
- F_m : Define um problema de m máquinas em um layout linear;
- O_m : Define um problema de m máquinas em um layout por processo sem qualquer restrição de sequências de operação;

A segunda parte da notação (β) é utilizada para definir características dos produtos que estão sendo sequenciados; alguns valores comuns para β são:

- n : Define um número qualquer de trabalhos que devem ser sequenciados;

- R_j : Define o tempo em que o trabalho j estará disponível para processamento;
- S_{jk} : Define um problema em que existem tempos de *setup* entre o processamento do produto j e do produto k ;
- *No-wait*: Define um problema onde não pode haver acúmulo de peças entre duas máquinas no sistema. Os produtos não podem esperar para serem processados entre duas máquinas.

A terceira parte da notação (γ) define o critério de desempenho a ser utilizado.

Para Pinedo (2008) os modelos de sequenciamento visam otimizar um ou mais critérios de desempenhos. Os principais critérios de desempenhos, segundo Pinedo (2008) e Barbosa *et al.* (2012) são:

- C_{max} ou *makespan*, é o tempo de atravessamento do lote, que pode ser definido como o tempo entre o início do processamento do primeiro produto na primeira máquina, e o término do último produto na última máquina;
- \bar{C}_j ou tempo médio de fluxo, é a média do tempo que cada produto levou para ficar pronto;
- L_{max} ou atraso máximo, que pode ser definido como a maior diferença entre o momento em que um produto ficou pronto e o momento em que o produto deveria ter ficado pronto;
- $\sum L_j$ ou atraso total, que pode ser definido como a soma do tempo de atraso de todas as tarefas atrasadas;
- $\sum U_j$ ou número de produtos atrasados, que pode ser definido como o número total de produtos que foram concluídos fora do prazo;

- $\frac{\sum L_j}{\sum U_j}$ ou tempo médio de atraso, que pode ser definido como a média do tempo de atraso de todos os produtos atrasados.

Sendo assim, a notação $1/20/L_{max}$, por exemplo, define um problema de sequenciamento em que uma máquina deve sequenciar 20 trabalhos, e o critério de desempenho é o atraso máximo. Já a notação $F_2/n/C_{max}$ define um problema de sequenciamento em que existem duas máquinas em uma linha de produção e deve-se sequenciar n produtos de modo a obter o menor tempo de atravessamento.

Zhang *et al.* (2019b) apresentam uma classificação para problemas de sequenciamento dividida em 7 categorias, cada categoria apresentando duas ou três definições excludentes e que pode ser observada na Figura 13.

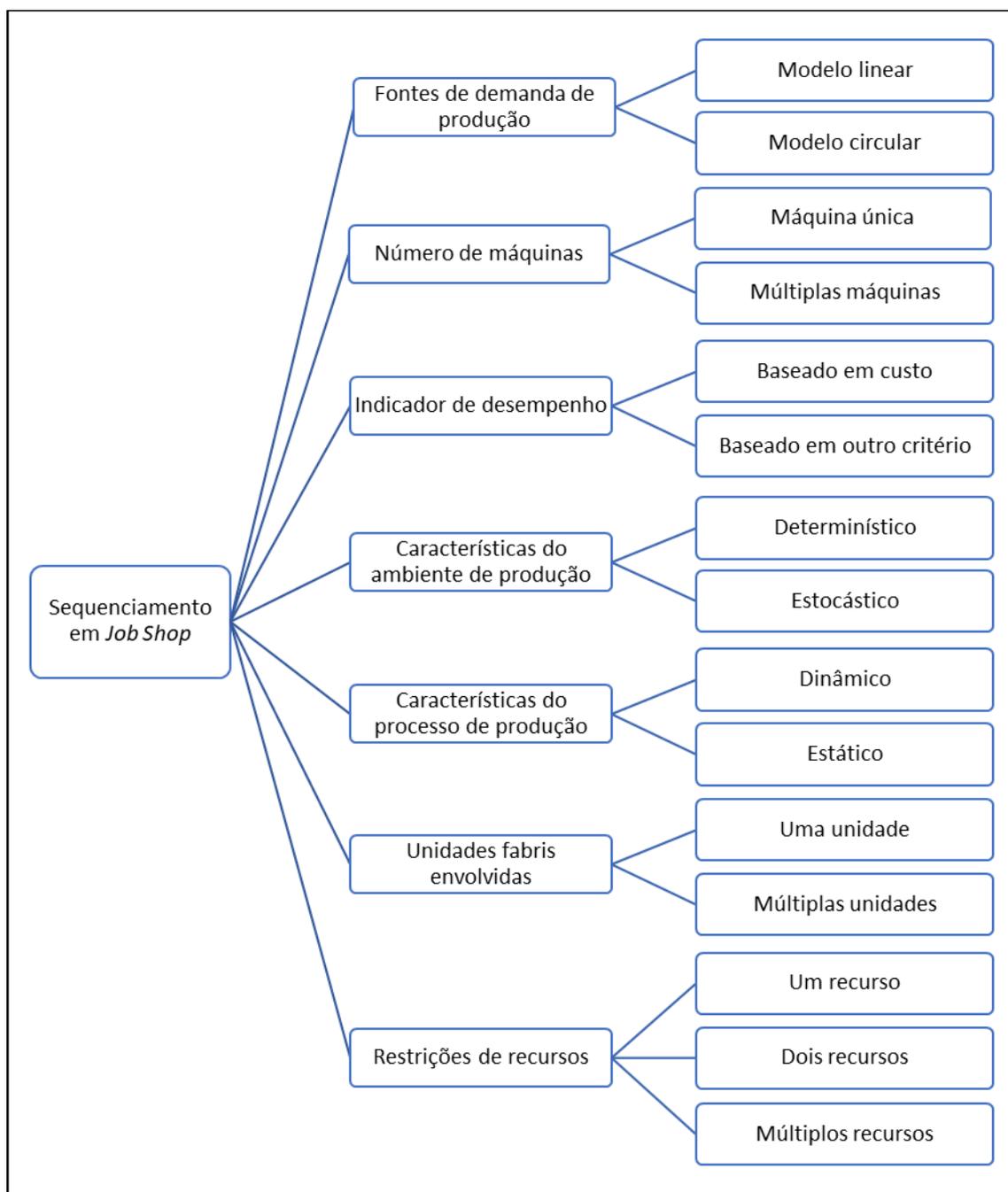


Figura 13: Classificação de problemas de sequenciamento em *job shops*

Fonte: Adaptado de Zhang *et al.* (2019b)

Problemas de sequenciamento de produção também podem ser classificados como sendo determinísticos ou estocásticos (FRAMINAN *et al.*, 2019a), sendo os últimos diferenciados quanto ao fato de considerarem a variabilidade

relacionada com os tempos envolvidos nos processos, ou mesmo outras fontes de variabilidade.

A maioria das técnicas de sequenciamento existentes se baseiam em demandas constantes, e tempos de processamento determinísticos, entretanto a maioria dos sistemas de produção estão sujeitos a variações de demanda e a tempos de processamento estocásticos, e como consequência as soluções obtidas com os métodos tradicionais se tornam ineficientes assim que ocorre uma variação no sistema (OKTAVIANDRI *et al.*, 2016).

Problemas de sequenciamento que consideram variáveis estocásticas têm apresentado contribuições em diversas áreas, tais como computação em nuvem (CANON *et al.*, 2020), sequenciamento de médicos em centros de emergência (MARCHESI *et al.*, 2020), sequenciamento de tarefas para computação distribuída (HSU *et al.*, 2020), sequenciamento para agregação de veículos elétricos a mercados de energia (ALIPOUR *et al.*, 2017) etc., o que demonstra a importância de se considerar variáveis estocásticas.

Durante a execução de uma sequência de produção previamente definida, ocorrerão variações, incertezas e distúrbios que afetarão a eficiência e a qualidade do plano em execução (FANG *et al.*, 2019). Parisio e Jones (2015), estudaram o sequenciamento de escalas de trabalho de funcionários em lojas de varejo, e mostram como as variações aleatórias da demanda impactam no desempenho do modelo de sequenciamento obtido.

Tanto Li (2019), quanto Wang e Wu (2020b), afirmam que as incertezas presentes em um sistema produtivo podem ser consideradas internas ou externas ao sistema em questão. As incertezas internas são geradas por fatores dentro do próprio ambiente produtivo, enquanto as externas são oriundas, por exemplo, de clientes ou de fornecedores. A Figura 14 apresenta exemplos de incertezas.

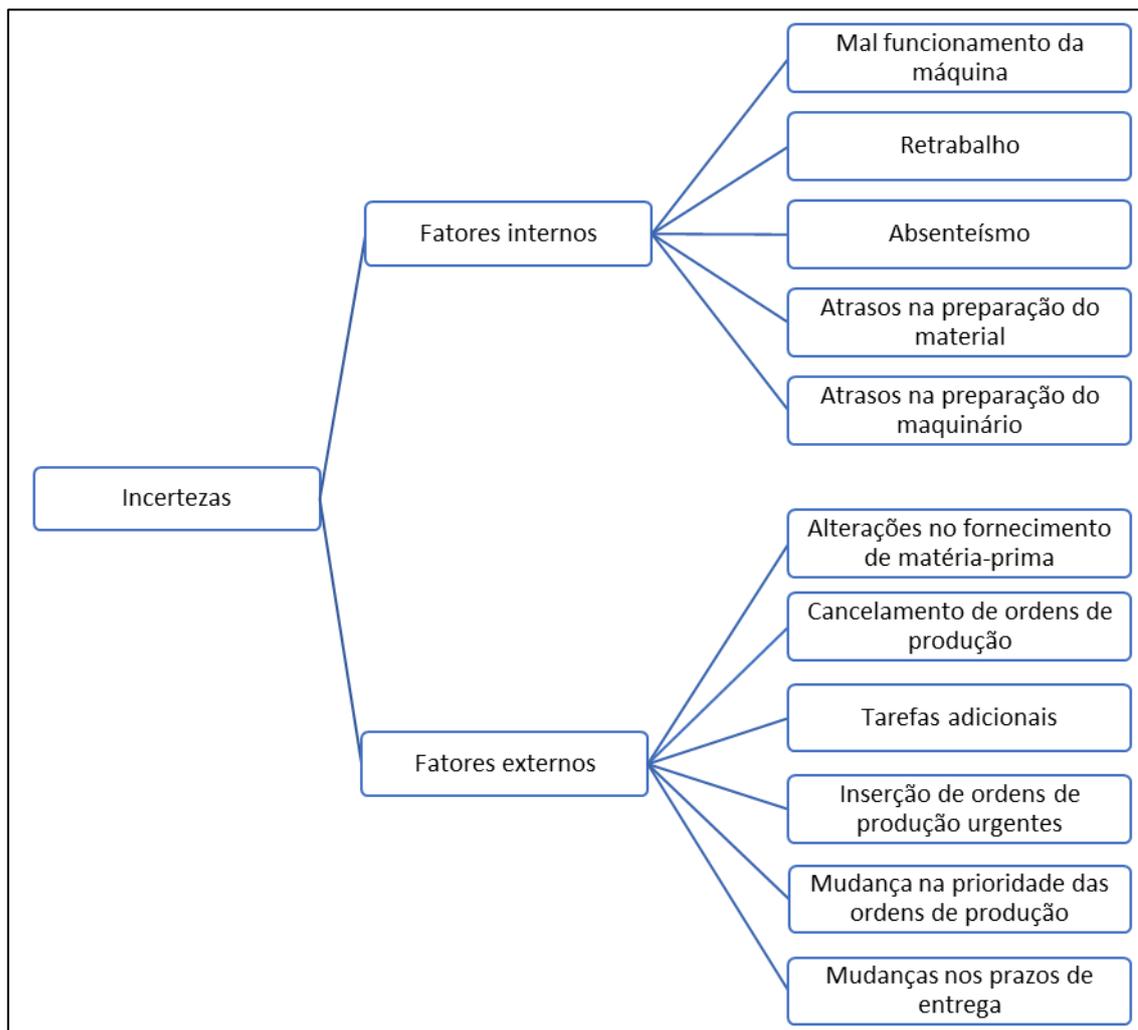


Figura 14: Exemplo de incertezas em um sistema de produção

Fonte: adaptado de Li (2019)

A Figura 14 apresenta apenas algumas das possíveis fontes de variabilidade que se pode listar, de fato a literatura atual apresenta mais de 60 fontes de variabilidades diferentes, relacionadas somente com a produtividade de um trabalhador (HEGER *et al.*, 2017).

As diversas fontes de incertezas irão afetar o sistema de produção e conseqüentemente o desempenho do sequenciamento programado. Algumas soluções serão mais impactadas pelas incertezas, enquanto outras conseguirão manter a qualidade mesmo com a ocorrência de diversos eventos não calculados. As soluções que menos são impactadas pela aleatoriedade são

chamadas de robustas, que podem ser definidas como soluções capazes de resistir a pequenos atrasos ou imprecisões, e lidar com incertezas sem que sejam necessárias grandes modificações no sequenciamento (NEGRI *et al.*, 2021).

Para Guo *et al.* (2020) as fontes de incerteza podem, ou estar associadas ao mercado, aos clientes, e aos fornecedores, e terem seus efeitos percebidos em nível gerencial, ou podem ter sua origem no chão de fábrica e afetar o sistema em um nível operacional. Os autores afirmam que, na literatura, ainda são necessários trabalhos que proponham estratégias, e que utilizem informações obtidas em tempo real, para minimizar os efeitos adversos de tais incertezas. Para os autores, trabalhos nessa área são necessários e vitais.

Considerando o infinito número de possíveis problemas a serem explorados, não existe uma regra ou método capaz de obter o melhor desempenho em todos os casos. Considerando também que os critérios de desempenho podem se alterar entre um problema e outro, faz-se necessária a utilização de diferentes métodos ou regras de sequenciamento, que são apresentados na seção seguinte.

2.2.2. REGRAS E MÉTODOS DE SEQUENCIAMENTO

Para Tubino (2009) regras de sequenciamento (ou regras de despacho) são regras utilizadas para selecionar, dentre os lotes esperando na fila de um grupo de recursos, qual terá a prioridade de processamento. Adotar diferentes regras de sequenciamento significa priorizar um ou mais critérios de desempenho diferentes. Devido a facilidade de implementação, as regras de despacho são frequentemente utilizadas (VIEIRA *et al.*, 2017). Mesmo as regras de despacho não considerando as informações globais do sistema, elas têm sido implementadas no contexto de Indústria 4.0, devido a facilidade de implementá-las em sistema altamente dinâmicos (GARCIA *et al.*, 2021).

As regras mais comuns de sequenciamento, conforme Pinedo (2008) são:

- FIFO (*first in first out*), em que o primeiro produto a solicitar um recurso é o que terá prioridade na execução;

- LIFO (*last in first out*), em que o último produto a solicitar um recurso é o que terá prioridade na execução;
- SPT (*shortest processing time*), em que o produto com o menor tempo de processamento é o que terá prioridade;
- LPT (*longest processing time*), em que o produto com o maior tempo de processamento é o que terá prioridade;
- EDD (*earliest due date*), em que o produto cujo prazo de entrega é o mais próximo é o que terá prioridade.
- CR (*critical rate*), em que a prioridade é definida pela menor taxa obtida ao dividir o tempo até a data de entrega pelo tempo de processamento.

Smith (1956) demonstrou como a regra SPT garante a melhor solução para o problema $1/n/\bar{C}_j$. Ou seja, quando se deseja minimizar o tempo médio de fluxo, em um cenário com n produtos e uma máquina, a melhor solução é obtida sequenciando os produtos de modo a priorizar aqueles com o menor tempo de processamento.

Jackson (1955) demonstrou como a regra EDD garante a melhor solução para o problema $1/n/L_{max}$ ou seja, em um cenário em que existe apenas uma máquina, e n produtos devem ser sequenciados com o objetivo de que o maior dos atrasos seja o menor possível, a melhor maneira de resolver tal problema é sequenciar os produtos priorizando aqueles com a data de entrega mais próxima.

Regras de sequenciamento embora sejam de fácil implementação, não são viáveis para a solução de problemas mais complexos. Nesses casos são necessários métodos ou técnicas mais avançadas.

Moore (1968) demonstra um algoritmo capaz de encontrar a solução ótima para os problemas do tipo $1/n/\sum U_j$. Ou seja, os casos em que n trabalhos devem ser sequenciados em uma máquina de modo a obter o menor número possível

de trabalhos atrasados. O algoritmo de Hodgson-Moore consiste em 3 etapas, são elas:

- 1) Ordene as tarefas segunda a regra EDD.
- 2) Identifique, na sequência obtida, a primeira tarefa com atraso e avance para a etapa 3. Se tal tarefa não existir, ou se tal tarefa já tiver sido removida na etapa 3, então a sequência obtida é a ideal.
- 3) A tarefa em atraso identificada e todas as predecessoras a ela formam um grupo de tarefas. Deste grupo, mova a tarefa com o maior tempo de processamento para o final da sequência e retorne a etapa 2.

Considerando o problema em que n trabalhos devem ser sequenciados em apenas uma máquina, ou seja, os problemas com a notação $1/n/\gamma$, as regras apresentadas anteriormente são capazes de obter a solução ótima para alguns dos critérios de desempenho também apresentados. Entretanto, existem critérios de desempenho, como por exemplo o $\sum U_j$, que não podem ser otimizados apenas com as regras básicas de sequenciamento (FRAMINAN *et al.*, 2019a).

Os métodos apresentados por Jackson (1955), Smith (1956) e Moore (1968) obtêm a solução exata para os problemas que buscam solucionar, entretanto, alguns problemas de sequenciamento mesmo que de simples formulação ainda permanecem sem solução, como é o caso do problema $1/n/\sum L_j$, que, conforme Leung *et al.* (2006), pode ser incluído na categoria de problemas NP-Difíceis, ou seja, problemas cuja solução não pode ser obtida em um tempo de processamento que seja viável a aplicações práticas. Nesses casos, abandona-se a busca por uma solução exata e passa-se a utilizar métodos que sejam capazes de obter uma solução aproximada para o problema.

Métodos que buscam uma solução aproximada podem ser constituídos por simples regras de sequenciamento ou fazer uso de técnicas mais avançadas, como inteligência artificial ou meta-heurísticas. A Figura 15 apresenta uma

classificação das principais técnicas utilizadas para a solução de problemas de sequenciamento, na qual pode-se observar um pequeno número de técnicas que encontram a solução exata dos problemas, e muitos métodos para se obter um valor aproximado.

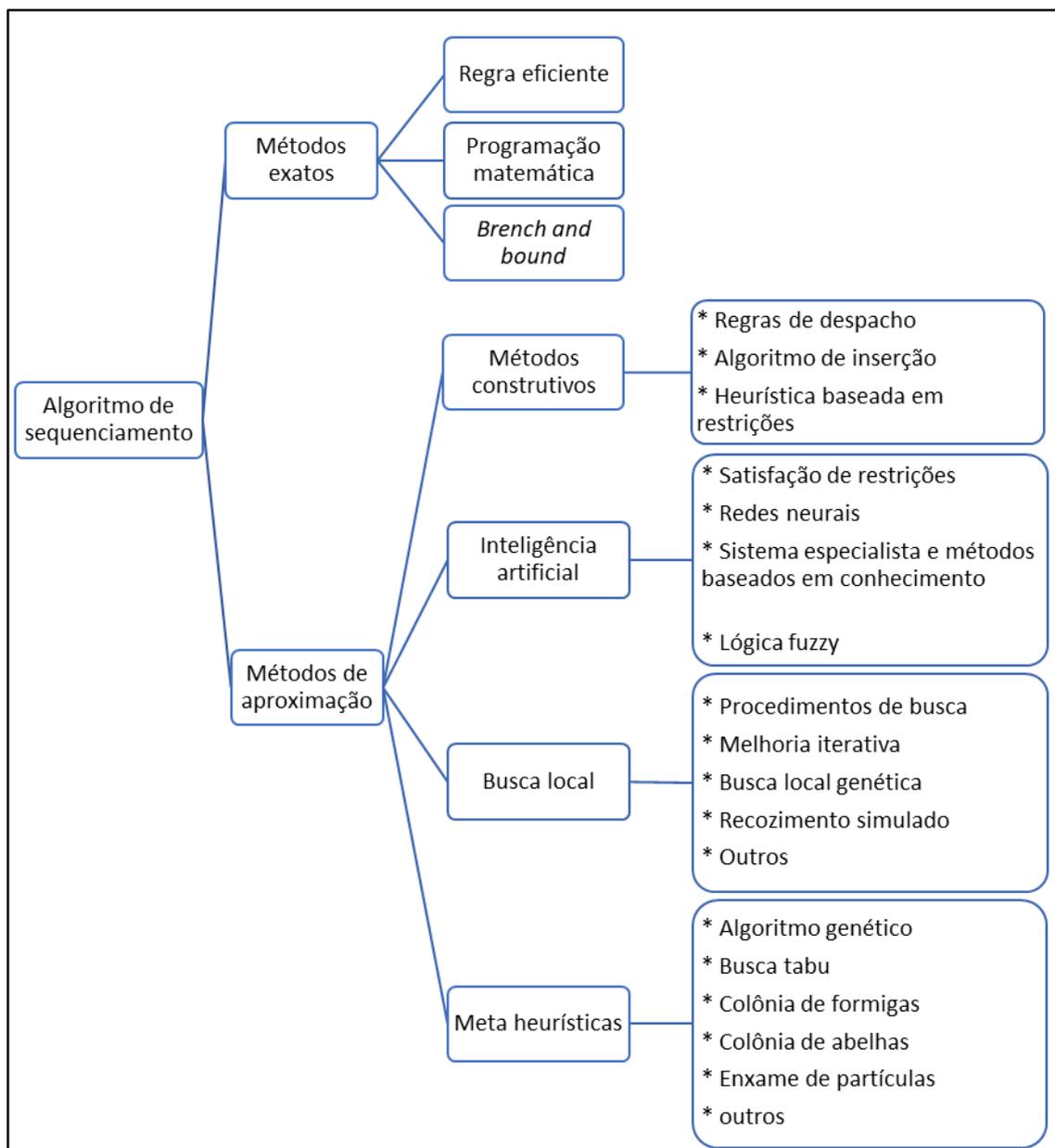


Figura 15: Métodos para a solução de problemas de sequenciamento

Fonte: Adaptado de Zhang *et al.* (2019b)

Os métodos de sequenciamento apresentados embora possam trazer boas soluções, não são de tão fácil aplicação quanto as regras de despacho também apresentadas. Sendo assim, é natural que alguns pesquisadores busquem combinar ambos os elementos para obter soluções boas e ao mesmo tempo de fácil implementação. Adotando essa estratégia, Hong e Chien (2020) demonstram uma solução que utiliza meta heurísticas para definir o sequenciamento de uma operação gargalo, e então utiliza regras de despacho para sequenciar as demais operações. Na solução proposta as regras de despacho eram testadas e validadas em um software de simulação de sistemas.

Zarandi *et al.* (2020) afirmam que os problemas de sequenciamento eram predominantemente da área de pesquisa operacional, mas que o advento de novos métodos, como por exemplo a inteligência artificial, a situação mudou. Os autores realizaram uma revisão da literatura sobre métodos inteligentes de sequenciamento, e dentre os resultados obtidos listam o uso do algoritmo enxame de partículas, que segundo os autores é um algoritmo que tem a capacidade de se adaptar a ambientes dinâmicos, e que possui um bom desempenho em termos de velocidade e memória necessária para o processamento.

Tanto as regras de sequenciamento quanto os métodos apresentados na Figura 15 irão gerar uma lista com a sequência de produção que deve ser seguida e, para testar as consequências e mesmo a aplicabilidade de tais resultados, frequentemente se utilizam as técnicas de simulação de sistemas de produção que são apresentadas na seção 2.4. do presente trabalho.

2.2.3. SEQUENCIAMENTO DINÂMICO

Após uma técnica de sequenciamento ter sido utilizada, é obtida uma lista com a ordem em que os trabalhos devem ser executados. Porém, durante a execução dessa ordem, podem acontecer eventos tais como quebra de máquina, novos pedidos chegando, exclusão de pedidos existentes, alteração de datas de entrega e alteração de demandas de mercado. Todos esses eventos, e outros, têm o potencial de fazer com que o sequenciamento definido inicialmente deixe

de ser o ideal após a ocorrência de tal interrupção. Nos sistemas tradicionais de controle de produção, os recursos e processos são pré-definidos, fazendo com que não exista flexibilidade na produção, e com isso o sistema não consegue absorver flutuações de roteiros e falhas de máquinas (TAN *et al.*, 2019).

Adaptar o sequenciamento de modo a considerar informações obtidas em tempo real é a técnica conhecida como sequenciamento dinâmico e têm o potencial para reduzir custos, diminuir o tempo de entrega dos produtos e melhorar então a satisfação dos clientes (MALEKPOUR *et al.*, 2021).

Wang e Choi (2014) afirmam que apesar de muitos esforços terem sido aplicados no desenvolvimento de técnicas de sequenciamento, a maioria dos trabalhos considera o ambiente produtivo como sendo estático, e não dinâmico, sendo assim livre de aleatoriedades. Os autores afirmam que tal consideração faz com que os resultados obtidos não possam ser aplicados a sistemas reais de produção. Como adaptar o roteiro de produção aos eventos dinâmicos do chão de fábrica, de modo a garantir eficiência, sempre foi uma questão chave em problemas de sequenciamento (LI e ZHANG, 2020).

Para Yahouni *et al.* (2019), os eventos imprevistos que ocorrem durante a execução de um sequenciamento, irão, na maioria das vezes, reduzir o desempenho esperado do sistema. Zhang *et al.* (2021b), consideram que as alterações no ambiente produtivo sempre irão existir, e, portanto, as técnicas de sequenciamento que não consideram tais alterações são impraticáveis.

Para mitigar os problemas relacionados aos eventos imprevistos, alguns autores adotam técnicas de sequenciamento chamadas de 'robustas', que são técnicas que realizam o sequenciamento considerando que algum imprevisto irá acontecer, mesmo que ainda não se saiba qual será o ocorrido. Entretanto, tais técnicas resultam em maior tempo ocioso nas máquinas, o que é considerado um desperdício (ZHANG *et al.*, 2021a).

Mathur *et al.* (2021) afirmam que as técnicas para alterar o sequenciamento, após sua execução já ter sido iniciada, podem ser classificadas em duas

categorias, a primeira envolve resequenciar a produção periodicamente, e a segunda envolve resequenciar a produção apenas quando da ocorrência de determinados eventos, previamente estabelecidos.

Jain e Foley (2016) afirmam que existem 4 maneiras de corrigir o sequenciamento após a ocorrência de uma interrupção. Pode-se:

- 1) Utilizar um software de sequenciamento para resequenciar a produção inteira;
- 2) Deixar de aplicar a estratégia inicial, e passar a utilizar regras simples de sequenciamento;
- 3) Modificar partes do sequenciamento existente;
- 4) Continuar com o sequenciamento previsto e deixar a produção gradativamente absorver o impacto da interrupção.

Entretanto, todas as soluções possuem pontos negativos que fazem com que seu uso seja limitado.

O sistema de gerenciamento de interrupções utilizado nos softwares de sequenciamento não ajuda muito na redução dos efeitos da interrupção, e trocar o método para que o sistema utilize regras de despacho pode ocasionar alterações significativas nas datas de entrega prometidas aos clientes (JAIN e FOLEY, 2016).

Modificar em partes o sequenciamento existente pode levar a situações complexas em que a inserção de novas restrições, para restringir o escopo das modificações, fazendo com que a alteração em parte do plano se torne mais difícil que a elaboração de um novo plano. Por fim, continuar com o sequenciamento existente é o mesmo que considerar que a interrupção não ocorreu, é aceitar que o desempenho do sistema será prejudicado, e que nada será feito a respeito (JAIN e FOLEY, 2016). Além disso, Li (2019) afirma que resequenciar a produção com frequência resultará em uma baixa estabilidade do sistema, já para Zhong *et al.* (2020) é difícil resequenciar a produção sempre que uma falha ocorrer, e se isso for feito, ocorrerá um aumento na dificuldade de se gerenciar o chão de fábrica. Já Ragazzini *et al.* (2020) defendem o

resequenciamento apenas após a ocorrência de eventos disruptivos, que teriam a capacidade de afetar o desempenho do sistema acima de níveis previamente definidos como toleráveis.

Yahouni *et al.* (2019), apresentam três categorias nas quais se pode classificar as soluções para o problema dos distúrbios aleatórios.

- 1) Soluções proativas: se baseiam em estimar e prever as variações aleatórias, antes da execução do plano de sequenciamento. Tais soluções introduzem folgas na programação, de modo que os distúrbios possam ser absorvidos;
- 2) Soluções reativas: buscam resolver o problema de modo dinâmico e contínuo, se baseando no estado atual e real das máquinas e equipamentos;
- 3) Soluções proativas-reativas: resolvem o problema de modo dinâmico, mas partem de uma solução inicial que considera uma estimativa para falhas, quebras, e demais variações.

As interrupções mencionadas anteriormente nem sempre têm o potencial de prejudicar o desempenho do plano de sequenciamento obtido. Por vezes, a renegociação do prazo de entrega com o cliente, ou mesmo o cancelamento de uma ordem de produção, pode gerar oportunidades para beneficiar o desempenho do sistema. Porém, mesmo para se beneficiar dessas oportunidades é necessário que um novo plano de sequenciamento seja estabelecido.

Em um problema de sequenciamento em condições de incerteza, as soluções obtidas podem ser melhoradas, caso seja possível obter as informações dos equipamentos em tempo real (NEGRI *et al.*, 2021). Isso ocorre, pois, as soluções calculadas não são obtidas com base em uma estimativa da condição dos equipamentos, mas sim em sua condição real.

Um sistema de sequenciamento capaz de se adaptar a imprevistos ocorridos em tempo real é chamado de sistema de sequenciamento dinâmico. Nesse contexto, Jain e Foley (2016) exploraram estratégias para modificar um sequenciamento após a ocorrência de uma interrupção na linha de produção. Em seu trabalho, utilizaram a simulação por eventos discretos e concluíram que a performance obtida com diferentes técnicas é influenciada pela configuração e pela natureza intrínseca do sistema. Em seu estudo os autores utilizaram tempos determinísticos para a ocorrência de falhas, e para os tempos de processamento, e concluem, entre outros, que os resultados encontrados seriam mais confiáveis caso fossem utilizados tempos estocásticos.

2.2.4. SEQUENCIAMENTO *ON-LINE*

Wu, Song e Gong (2015) afirmam que os algoritmos de sequenciamento podem ser divididos em dois tipos: os métodos estáticos, que consideram toda uma sequência antes do início do processamento; e os métodos que chamam de *on-line*, em que o sistema recalcula todo o sequenciamento conforme a entrada de novas requisições no sistema.

De acordo com Chen *et al.* (2020), no sequenciamento *on-line* os trabalhos a serem processados pelas máquinas se apresentam um a um, e assim que chegam, devem ser alocados à uma máquina ou recurso, sem que se tenha conhecimento dos trabalhos futuros.

Para Gupta e Maravelias (2019), após as informações utilizadas para obter o sequenciamento se alterarem o sequenciamento também precisa ser alterado. Para os autores, o sequenciamento *on-line* consiste em fazer e refazer o sequenciamento, constantemente, e com a produção em andamento. Os autores afirmam ainda que, conforme o tempo passa e novas informações se tornam disponíveis, essas informações deveriam ser utilizadas imediatamente.

Para Yu *et al.* (2021) as empresas têm dedicado cada vez mais atenção ao problema do sequenciamento de produção, e buscam com isso aumentar sua competitividade. Ainda segundo os autores, o sequenciamento *on-line* vem se

tornando um assunto de especial interesse nas pesquisas sobre sistemas de manufatura.

Subramanian *et al.* (2012) realizaram um trabalho para analisar o sequenciamento de produção em uma indústria química, e compararam o desempenho da produção ao ser programada com um sequenciamento que não se altera, e o desempenho da mesma operando com um sequenciamento que considere a chegada de novas informações. Os autores mostram em seu trabalho que o sequenciamento que ignora as novas informações pode levar a soluções piores, ou mesmo impraticáveis.

A vantagem da técnica de sequenciamento *on-line* é que seu uso elimina a necessidade de criação de um intervalo de tempo em que novos produtos devem esperar até terem a possibilidade de serem incluídos na programação.

2.3 GÊMEO DIGITAL

Dentre as tecnologias habilitadoras da Indústria 4.0 destaca-se o DT, objeto de estudo do presente trabalho.

O termo Gêmeo Digital, ou *Digital Twin* foi introduzido por Grieves (2014) que explica que, ao utilizar as informações provenientes dos processos reais, é possível alterar a simulação do processo, que ao invés de simular o que deveria estar acontecendo na fábrica passará a replicar o que de fato está acontecendo. O autor também destaca a importância de representar tanto as operações automáticas de um processo quanto as operações manuais que consistem no processo. Por fim o autor afirma que o conceito de DT envolve três partes principais: produtos reais em ambientes reais; produtos virtuais em ambientes virtuais; uma conexão de dados e informações que conecte os dois sistemas.

Wright e Davidson (2020) afirmam que o termo *Digital Twin* é aplicado de diversas maneiras, e em diversos contextos, sendo que na engenharia o termo é associado com melhorias em *design*, controle de processos, manutenção preventiva, entre outros.

O DT é uma representação virtual do que está sendo produzido (GRIEVES, 2014), atuando como uma ponte entre o mundo físico e o mundo virtual (QI e TAO, 2018), analisando o contexto momentâneo do sistema virtual e, caso necessário, recomendando ações de controle no ambiente físico real (ALAM e EL SADDIK, 2017).

Uma definição mais abrangente é dada por Zheng *et al.* (2019), em que o DT é um sistema integrado que permite simular, monitorar, calcular, regular e controlar o status de um sistema ou processo. O DT resolve o problema de como simular sistemas físicos de modo mais realista. O que diferencia um DT de um monitoramento avançado é o fato de que a informação é bidirecional, indo do modelo para a realidade e vice-versa (SAMIR *et al.*, 2019).

Um DT precisa necessariamente estar associado a um objeto que realmente existe, pois do contrário não se trata de um DT, mas sim de um modelo (WRIGHT e DAVIDSON, 2020). Segundo os mesmos autores, a técnica do DT é mais utilizada quando o objeto ou sistema se altera ao longo do tempo, fazendo com que as estimativas realizadas com o modelo inicial se tornem inválidas.

De acordo com Gehrman e Gunnarsson (2019), o termo DT foi originalmente utilizado para se referir à representação digital de um produto utilizada em softwares de simulação, mas que foi expandido para um conceito mais amplo em que cada um dos produtos em um processo possui a sua representação digital (virtual). Ainda de acordo com os autores, o objetivo geral do DT é o de monitorar os produtos durante sua produção, simulando o processo, e ajustando-o conforme os resultados da simulação.

Schroeder *et al.* (2016) afirmam que um DT é composto tanto de informações estáticas (dimensões físicas, etapas do processo etc.) quanto de informações, dinâmicas, que são aquelas que se alteram ao longo do ciclo de vida do produto. Isso significa que para a construção de um DT, são necessárias informações intrínsecas do processo e dos produtos em questão, que foram definidas durante a construção do sistema de produção. Pode-se concluir então que não é possível que um mesmo DT seja aplicado a diferentes processos.

Pinon et al. (2018) explicam que, tradicionalmente, as informações coletadas nas fábricas são analisadas e estudadas, para que ineficiências possam ser encontradas e parâmetros de produção possam ser definidos. Após a coleta das informações, um trabalho paralelo é realizado para que sejam construídos modelos de simulação, que ajudem a prever como o sistema irá se comportar em diferentes situações. Os autores afirmam que uma utilização mais eficiente das informações pode ser obtida com a integração dos modelos de dados com os modelos de simulação. A Figura 17 ilustra a integração de tais modelos, onde é possível observar o modelo do DT e sua capacidade de influenciar a produção real.

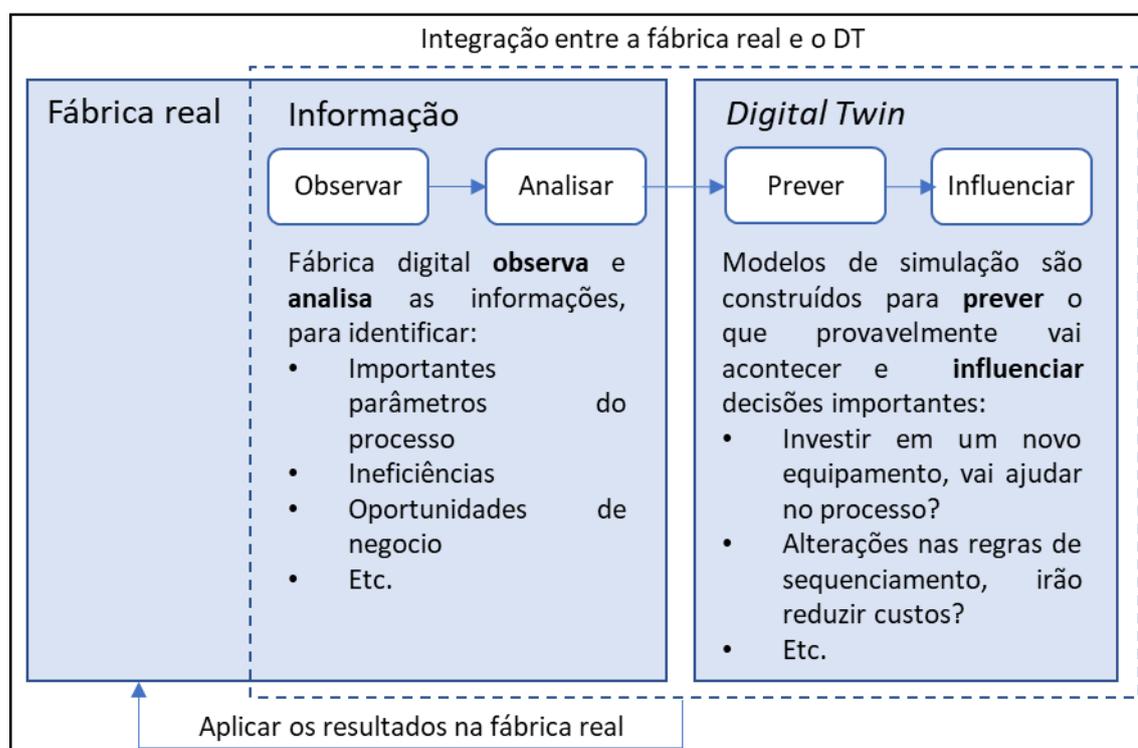


Figura 16: Integração entre fábrica real e DT.

Fonte: Adaptado de Pinon *et al.*, (2018).

Lin e Low (2020), apresentam o conceito de um modelo de arquitetura para a construção de um DT. O modelo proposto é dividido em 5 módulos:

1. Módulo de visualização de dados: necessário para permitir a visualização dos dados reais obtidos por meio de sensores e diversos outros equipamentos conectados ao sistema de produção, e também dos dados e estimativas geradas por meio da simulação;
2. Módulo de banco de dados: dividido em duas partes independentes, esse módulo armazena tanto as informações obtidas dos sistemas reais, quanto as informações obtidas dos sistemas virtuais;
3. Módulo de sequenciamento de produção: responsável por melhorar a eficiência do sequenciamento dos pedidos, esse módulo recupera do banco de dados, as informações que foram obtidas no ERP relativas aos pedidos dos clientes, e sequencia a produção de modo a atender as datas prometidas aos clientes, minimizando os custos de produção;
4. Módulo para coleta de dados e alimentação do DT: esse módulo permite a captura de informações em qualquer ponto da fábrica, seja em máquinas, estoques, ou mesmo informações relativas à mão-de-obra. Opera de modo *wireless* e agrega diversas tecnologias de captura e transmissão de informações, como sensores e transmissão via ondas de rádio de longo alcance;
5. Módulo de simulação e DT: nesse módulo todas as informações capturadas e armazenadas são utilizadas para alimentar um modelo de simulação, e com isso permitir otimização e experimentação em modelos virtuais, antes que as decisões sejam transmitidas para o chão de fábrica. Esse módulo também fornece informações que serão exibidas no módulo de visualização de dados.

De acordo com Wang *et al.* (2020b), o DT é uma tecnologia que permite a integração entre as máquinas físicas e a tomada de decisão em tempo real. Os autores listam diversas decisões que poderiam ser tomadas em tempo real com a utilização do DT, dentre essas decisões estão as relacionadas ao sequenciamento de produção.

2.3.1. APLICAÇÕES DE GÊMEO DIGITAL PARA SEQUENCIAMENTO DE PRODUÇÃO

De acordo com Wright e Davidson (2020), o conceito do DT pode ser expandido do produto para o processo, e quando aplicado em fábricas, permite o gerenciamento de inventário, de manutenções e do sequenciamento da produção.

Modesti *et al.* (2020) realizaram uma revisão da literatura que buscou identificar oportunidades e lacunas de conhecimento, em relação à aplicação de técnicas de aprendizado de máquina e ciência de dados, em problemas de sequenciamento de produção. Uma das 4 lacunas identificadas pelos autores foi em relação ao uso de DT.

Ruiz *et al.* (2021) afirmam que pelo fato de o sequenciamento de produção ser um problema complexo, ele deve ser resolvido utilizando tecnologias como a do DT, que quando aplicado à problemas de sequenciamento de produção, pode considerar incertezas e fatores aleatórios do processo produtivo e com isso obter soluções mais precisas (WANG e WU, 2020b). Além disso, a integração entre o sistema real e o sistema virtual, melhora a autonomia do sistema de sequenciamento que passa a construir sequencias de produção mais assertivas (XU e XIE, 2021).

Zhang *et al.* (2019a) propõe um procedimento de 5 etapas para a realização do sequenciamento da produção com a utilização de um DT. As etapas propostas são:

- 1) No chão de fábrica real, as informações são coletadas utilizando a estrutura da Internet das Coisas (IoT), de modo que assim que um novo produto entra na primeira etapa da produção, uma cópia virtual deste é criada em um ambiente digital;
- 2) Em tempo real são coletadas informações sobre o histórico da peça real ao longo do processo produtivo. Tais informações são armazenadas na cópia virtual e podem ser utilizadas para outros estudos e otimizações;

- 3) São utilizados algoritmos para otimizar o sequenciamento da produção, e o resultado de tais otimizações é apresentado para os responsáveis pelo planejamento do processo, que devem decidir entre os possíveis resultados otimizados. Tal decisão é então transmitida para o chão de fábrica por meio de IoT;
- 4) Quando ocorrerem eventos como quebra de máquina, falta de material ou criação de ordens urgentes, é feita uma atualização do status dos elementos virtuais, de modo a refletir a nova situação da fábrica;
- 5) Os algoritmos de otimização e sequenciamento são novamente aplicados e os resultados são novamente apresentados para os responsáveis pela produção, que decidem se é necessário alterar o sequenciamento já definido, ou se é possível continuar com o atual. Caso os responsáveis decidam por resequenciar a produção, tal decisão é transmitida para o chão de fábrica, utilizando novamente a estrutura de IoT.

Alguns trabalhos apontam os benefícios obtidos com o sequenciamento de produção em um cenário onde existe a comunicação entre máquinas. Kim e Choi (2014) estudaram a melhor maneira de dinamicamente alterar o sequenciamento de uma máquina, dado que a máquina subsequente sofreu alterações em seu sequenciamento. Ao final do trabalho os autores mostram como o sequenciamento de uma máquina, baseado em informações obtidas em outra, permitiu melhor controle sobre o estoque em processo, e também como foi possível aumentar a taxa de ocupação da máquina que sofreu a alteração inicial.

Framinan *et al.* (2019b), afirmam que com a Indústria 4.0, as informações sobre o status de um sistema de produção estão disponíveis instantaneamente, e nesse contexto os autores exploraram a possibilidade de utilizar essas informações para melhorar as decisões de sequenciamento. Os autores em questão elaboraram um modelo de sequenciamento que considera variáveis obtidas em tempo real, e considera também que os tempos de operação das máquinas devem ser tratados como sendo estocásticos. Ao final de seu trabalho concluem que tal sistema tem a capacidade de reduzir o tempo total necessário

para completar os pedidos (C_{max}), desde que a variabilidade associada ao tempo de processamento não exceda certos limites.

Sistemas de produção que operam sob encomenda, que possuem alta variabilidade e também lotes reduzidos, são sistemas sensíveis às variabilidades no chão de fábrica, nas máquinas e também nos pedidos, e todos esses fatores afetam o sequenciamento da produção (ZHIFENG *et al.*, 2021b). Mueller-Zhang *et al.* (2021) afirmam que realizar o planejamento da produção está se tornando uma tarefa cada vez mais complexa, pois os tamanhos dos lotes de produção têm diminuído, ao mesmo tempo em que a variedade de produtos aumenta. Segundo os autores, um dos objetivos da I4.0 é o de permitir a produção em lote unitário, e para que isso seja possível os autores propuseram a utilização do DT junto com técnicas de aprendizado de máquina para com isso realizar o sequenciamento da produção.

Silva e López (2020), estudaram a relevância dos sistemas físicos-cibernéticos, em relação ao sequenciamento de produção de diferentes tipos de manufatura. Os autores elaboraram um modelo genérico, para representar a integração entre os elementos físicos e os cibernéticos de modo que as decisões de sequenciamento possam ser tomadas. Tal modelo pode ser observado na Figura 17.

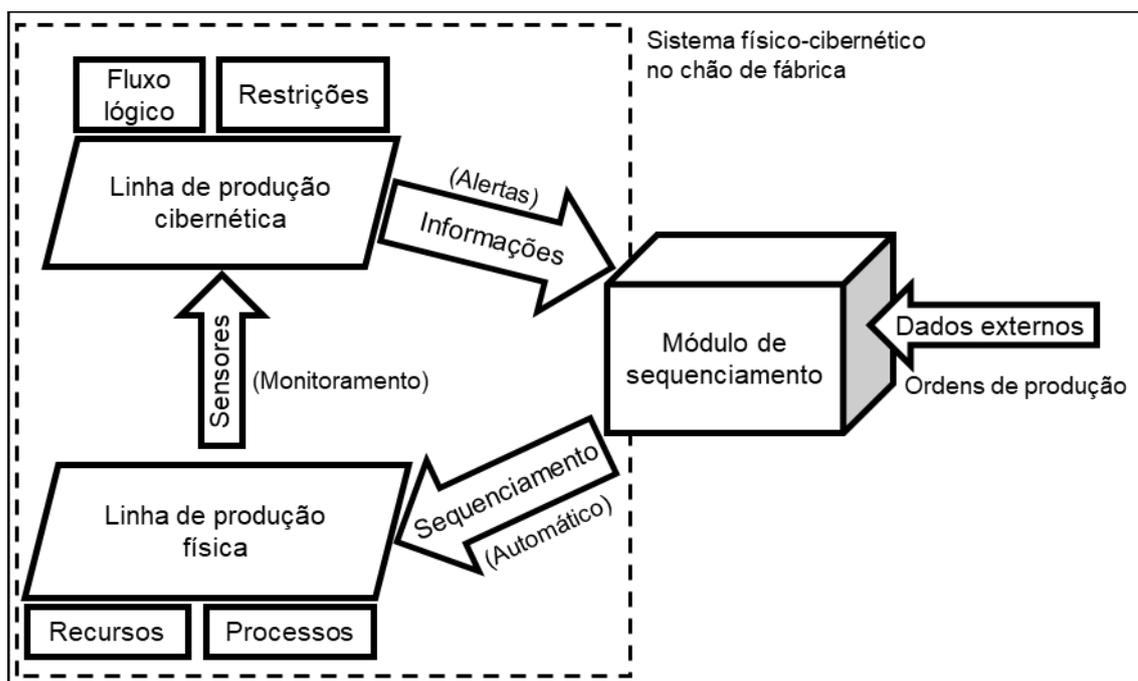


Figura 17: Sequenciamento na Indústria 4.0

Fonte: Adaptado de Silva e López (2020)

Na Figura 17, é possível observar a chegada das ordens de produção, e o modelo de sequenciamento enviando informações para o sistema físico (chão de fábrica). O sistema físico, através de sensores, envia dados para um sistema cibernético que processa tais informações e envia os resultados para que o módulo de sequenciamento possa operar com maior assertividade. Destaca-se que o modelo proposto é genérico, e o 'módulo de sequenciamento' descrito é tratado como uma caixa-preta, que não necessariamente utiliza técnicas de simulação de sistemas de produção.

Em um ambiente em que as máquinas são capazes de trocar informações, as técnicas de sequenciamento *on-line* e sequenciamento dinâmico podem ser potencializadas, não ficando restritas apenas à comunicação entre máquinas subsequentes (SILVA e LÓPEZ, 2020). Em um ambiente no qual as máquinas têm capacidade de alterar o sequenciamento de uma linha, é preciso que tais máquinas sejam dotadas de ferramentas que permitam a tomada de decisão sobre a alteração do sequenciamento, e uma das técnicas que pode ser utilizada

é a da simulação de sistemas de produção, apresentada na seção 2.4, e que permite que as máquinas possam simular as consequências de suas escolhas.

Cohen *et al.* (2019) estudaram os impactos da Indústria 4.0 nos níveis estratégico, tático e operacional nas linhas de montagem. Os autores sugerem que os três níveis serão impactados, e que o nível tático pode se beneficiar com os sequenciamentos em tempo real obtidos por meio da tecnologia do DT. Para os autores, o DT permite não só o acompanhamento da produção em tempo real, mas também permite que sejam realizados estudos do tipo “se – então” para o teste das possíveis decisões a serem tomadas.

Wang *et al.* (2020b) aplicaram o conceito de DT em uma máquina de corte de papéis de diferentes espessuras. As principais variáveis de desempenho da máquina foram monitoradas, como velocidade, pressão e posição da base de corte. Ao final do trabalho os autores mostraram que foi possível o cálculo e acompanhamento do OEE do equipamento em tempo real, e também foi possível, entre outras coisas, efetuar uma melhor previsão do tempo de duração de uma tarefa, e com isso auxiliar os funcionários no sequenciamento das tarefas subsequentes.

Zhang *et al.* (2017) aplicaram o conceito de DT em uma fábrica de vidros, com o objetivo de realizar uma otimização multiobjetivos. Com o sistema construído foi possível simular as ordens de produção e saber com precisão quando elas seriam finalizadas. Após a implementação do sistema proposto, passou a ser possível a análise do desempenho de toda a linha, e a utilização dessas informações para realimentar o DT, de modo a melhorar o planejamento. O modelo construído trabalhava com variáveis de 4 tipos, capacidade (estoques), parâmetros de configuração, parâmetros de controle (lógicas de movimentação) e parâmetros de execução (sequenciamento).

Graessler e Pöhler (2017) estudaram uma maneira de atribuir sequências de trabalho para os operários em uma fábrica, utilizando o conceito de DT. No modelo proposto pelos autores, o DT é dotado de uma cópia virtual dos próprios funcionários, que registra as preferências e interesses de cada trabalhador, e

representa também as eficiências de cada um, ao interagir com os diversos equipamentos do processo. Os resultados foram uma melhor atribuição de trabalhos e conseqüentemente uma melhor produtividade.

Liu *et al.* (2019) afirmam que o sequenciamento da produção de chapas de aço é um dos mais complexos problemas em todo o campo do planejamento industrial, pois diversos objetivos devem ser otimizados e diversas restrições estão presentes. Os autores afirmam ainda que a maioria das siderúrgicas já fazem uso de tecnologias com IoT, mas que o uso de DT para sequenciamento de produção ainda se encontra em nível conceitual. Em seu trabalho apresentam um novo algoritmo para o sequenciamento, e incorporam um DT que acompanha a produção em tempo real, e constantemente utiliza o algoritmo construído para obter soluções e então testá-las em ambiente virtual antes de implementá-las em ambiente real.

Zheng *et al.* (2019) propõem um modelo para gerenciamento do ciclo de vida de um produto com uso da técnica do DT. Os autores aplicaram o modelo proposto em uma linha de soldagem, onde foi possível capturar informações como o tempo de ciclo de cada estação, e o tempo de operação. No total foram capturadas 19 informações diferentes sobre o processo. Os autores destacam o fato de que o DT está gradativamente se tornando uma das principais direções de pesquisa para o desenvolvimento da manufatura inteligente, e concluem seu trabalho afirmando que pesquisas no tema ainda são raras, e que ainda existem muitos assuntos a serem explorados.

Răileanu *et al.* (2019) estudaram uma linha de produção flexível, composta por quatro estações de trabalho conectadas por esteiras, de modo que os produtos possam percorrer qualquer roteiro, sendo processados em uma ou mais estações. Na fábrica estudada, diversos produtos diferentes são processados na mesma linha, com roteiros e tempos de processamentos diferentes. Os autores construíram um DT das estações de trabalho e das esteiras, de modo que foi possível acompanhar com precisão o tempo de movimentação dos produtos e com isso elaboram melhores sequencias de produção.

Feldt *et al.* (2020), aplicaram o conceito do DT para gerenciar as chegadas de novos pedidos dos clientes. O sistema proposto, e aplicado à uma empresa, se comunicava com o sistema ERP para obter novas ordens de clientes, verificava se os itens necessários para atender tais pedidos estavam disponíveis em estoque e então programava o sequenciamento da produção. O sistema aplicado pelos autores também recebia, em tempo real, informações das células de montagem, relativas à desempenho e disponibilidade. Os autores demonstraram que o sistema reduziu em 90% o tempo necessário para programar e planejar a produção diária, e reduziu o tempo de entrega dos produtos para os clientes.

Denkena *et al.* (2020) estudaram as quebras de máquinas em linhas de produção, e como tais quebras afetam o desempenho total do sistema. Os autores propuseram então um método, capaz de realizar a previsão do tempo de duração das quebras, baseado em informações coletadas em tempo real. O método proposto por Denkena *et al.*, captura informações do chão-de-fábrica, utiliza tais informações para prever a duração de novas falhas, e depois utiliza um DT via simulação de sistemas, para verificar se um novo sequenciamento de produção deve ser realizado.

Negri *et al.* (2019) desenvolveram um DT para sequenciamento de produção, levando em consideração a eficiência dos equipamentos em tempo real. A aplicação apresentada pelos autores pode ser dividida em 2 etapas: na primeira etapa um algoritmo genético é utilizado para calcular e propor diversas opções de sequenciamento viáveis; na segunda etapa um modelo de simulação é utilizado para testar as opções obtidas na primeira etapa. O conceito de DT é aplicado pois o *software* de simulação também recebe informações em tempo real, relativas à eficiência e desempenho dos equipamentos, e com isso as previsões feitas pela simulação se tornam mais precisas. Como resultados, o modelo informa quais sequências produzem o menor *makespan*, e também quais sequências apresentam o menor desvio padrão entre as diversas replicações. O menor desvio padrão pode ser associado, segundo os autores, com uma maior robustez da solução.

Wang e Wu (2020a) aplicaram o conceito de DT em uma linha de montagem de chassis de caminhões. A fábrica, na qual os autores basearam seu estudo, produz três tipos de produto em uma mesma linha de montagem. Os produtos têm o mesmo número de operações, porém o tempo de duração de cada operação é diferente, assim como também são diferentes as peças que são montadas em cada etapa. Os autores explicam que nessas condições, realizar o sequenciamento é uma tarefa difícil, pois é preciso sincronizar a linha de montagem com o setor responsável por separar as peças necessárias para a montagem. Nessas condições, o DT aplicado permitiu que as decisões de sequenciamento de produção fossem mais assertivas, pois passaram a considerar a situação real das linhas de montagem, e também a situação e o tempo real dos processos de separação de pedidos. Os autores relatam que após a aplicação do DT, houve melhorias no desempenho de todo o sistema, e foi possível mensurar um melhor balanceamento da carga de trabalho entre as diversas estações de montagem.

Qi e Tao (2018) explicam que o DT permite simular e testar diferentes técnicas e estratégias de manufatura, até que um planejamento satisfatório seja obtido. A linha de produção é então ajustada em tempo real, para aplicar as soluções encontradas no modelo virtual. Entretanto, o modelo virtual deve sempre monitorar a linha real, de modo a se manter atualizada com as mudanças.

Fang *et al.*, (2019) propõem um modelo de DT para utilização em sequenciamentos de produção, e afirmam que o DT permite que as alterações dinâmicas que ocorrem no chão de fábrica sejam rapidamente identificadas, fazendo com que programação planejada se mantenha próxima à produção real. Os autores aplicaram o modelo proposto em um conjunto de problemas que são utilizados como referências para trabalhos nessa área, e os resultados sustentam as afirmações realizadas.

Zhou *at al.* (2020) propõe um modelo de otimização que pode ser utilizado para o sequenciamento da produção. O modelo proposto funciona com um módulo de aquisição e armazenagem de dados, que armazena entre outras, informações sobre o tempo de processamento de cada um dos tipos de produtos, em cada

uma das diversas máquinas disponíveis. A otimização ocorre pois o módulo de dados é conectado com um módulo de DT, que recebe os tempos históricos e os dados dos novos pedidos a serem produzidos. Com essas informações são realizadas simulações de diversos cenários, até que se obtenha uma estratégia de sequenciamento que aumente a quantidade total de pedidos produzidos, e mantenha a taxa de utilização dos equipamentos em níveis predeterminados.

Liu *et al.* (2021) observaram as máquinas CNC (controle numérico computadorizado) e analisaram como o sequenciamento da produção é afetado pelos erros de diagnósticos e problemas desses equipamentos. Os autores propõem então a utilização de um DT, junto com uma ferramenta de sequenciamento, para que decisões sobre a produção sejam feitas quando da ocorrência de eventos disruptivos.

Koulouris *et al.* (2021) desenvolveram um DT para sequenciamento de produção em uma fábrica de ingredientes e produtos alimentícios. Os autores argumentam que nesse segmento industrial as demandas dos clientes mudam constantemente, o que faz surgir novos produtos e novos processos. Além disso, requerimentos nutricionais e legislações sobre embalagens e rótulos mudam frequentemente, e isso também contribui para criar um ambiente fabril dinâmico, multiproduto e repleto de variabilidades. Nesse cenário, os autores conseguiram aplicar a técnica do DT e com isso obtiveram melhores sequencias de produção e um melhor controle sobre o tempo total de processamento das OPs.

Dolgov *et al.* (2020) afirmam que ao realizar o sequenciamento da produção em nível estratégico, com base em cálculos e formulações matemáticas, e com a utilização de sistemas como MES, as variáveis e eventos aleatórios não são considerados, e isso prejudica a qualidade das soluções obtidas. Por outro lado, os autores afirmam também que realizar o sequenciamento da produção em nível operacional, apenas com base em simulações do sistema, pode gerar resultados ineficientes pois a simulação não considera prioridades de processamento e demais objetivos estratégicos. Para resolver tal impasse, os autores propõem um DT que realize o sequenciamento da produção em ambos os sistemas de modo iterativo. Deste modo, as prioridades em nível estratégico

serão consideradas, assim como também serão consideradas os eventos aleatórios que ocorrem em nível operacional.

Para Liu *et al.* (2021a) os tempos de processamento são responsáveis por apenas uma parcela do tempo total de produção. Os autores defendem que os modelos de sequenciamento devem considerar também os tempos de transporte, e os tempos para carregar e descarregar as máquinas. Os autores apresentam um modelo de sequenciamento que considera tais tempos, e que obtém resultados por meio de um DT aliado a um sistema para simulação da produção. Corroborando com a afirmação dos autores citados, o trabalho de Yan *et al.* (2021), mostra a importância de se considerar os tempos de movimentação e transporte ao realizar o sequenciamento da produção. Os autores construíram um DT que realiza sequenciamentos de produção considerando e mensurando os tempos gastos para realizar o transporte de materiais. Além dos resultados obtidos com o modelo, também ficou demonstrado como é importante que os modelos de sequenciamento considerem detalhes e aspectos do sistema, que vão além das atividades de processamento em si.

A simulação computacional tem sido utilizada como base para a construção do DT, como pode ser observado nos trabalhos de Negri *et al.* (2019), Denkena *et al.* (2020) e Zhang *et al.* (2021b), dentre vários outros. Para Snyman e Bekker (2017) a simulação computacional é frequentemente utilizada para auxiliar em problemas de sequenciamento, uma vez que é capaz de representar processos complexos, dinâmicos e estocásticos. Por tais motivos o tema Simulação de Sistemas de Produção é abordado na seção 2.4.

2.4 SIMULAÇÃO DE SISTEMAS DE PRODUÇÃO

Kim e Choi (2014) defendem o uso da simulação computacional para resolver problemas de sequenciamento. Segundo os autores existem duas maneiras de abordar um problema de sequenciamento; os métodos matemáticos e o método por simulação computacional. Ainda segundo os autores, os métodos matemáticos resolvem o problema sob diversas restrições que fazem com que

as soluções encontradas sejam difíceis de serem aplicadas em situações reais, e isso faz com que a segunda abordagem, a simulação por eventos discretos, seja a mais adequada. Já para Dehghanimohammadabadi *et al.* (2017) a solução do problema via modelagem matemática é superior à solução encontrada com a otimização por simulação, mas apenas quando o problema em questão é pequeno e com pouca complexidade, e isso faz com que abordagem via simulação seja mais viável. Aqlan *et al.* (2017) também afirmam que a modelagem analítica produz melhores resultados, mas que são impraticáveis em sistemas complexos, para os autores a simulação pode ser aplicada à sistemas complexos, que contenham aleatoriedades e variabilidades.

Para Sauré *et al.* (2020), a técnica de simulação é uma das mais utilizadas quando os tempos de processamento não são determinísticos, e sim estocásticos. Ainda segundo os autores, técnicas de sequenciamento que consideram tempos determinísticos não podem ser facilmente adaptadas para considerar os tempos como sendo estocásticos. Como regra prática, pode-se considerar que quanto mais estocástico for um problema, maior é o potencial para o uso de modelos de simulação, em detrimento aos modelos convencionais (DEHGHANIMOHAMMADABADI *et al.*, 2017).

Os primeiros pesquisadores que estudaram a simulação de sistemas foram Cox e Mize (1968) e, segundo eles, a simulação é a atividade de realizar experimentos com o modelo de um sistema. Existem diversos tipos de simulações e dentre elas a simulação computacional.

Quando a simulação é aplicada a sistemas cujo estado se altera em instantes definidos do tempo, ela é chamada de simulação de eventos discretos ou DES, do inglês *Discret Event Simulation* (BRITO e TEIXEIRA, 2001). Neste tipo de simulação as mudanças no sistema ocorrem em instantes bem definidos no tempo, os quais são chamados de eventos e são definidos como toda ocorrência capaz de alterar as variáveis e, conseqüentemente, o estado do sistema. Apesar deste tipo de simulação poder ser feito manualmente, um sistema relativamente simples exigiria a manipulação de um grande número de variáveis e necessitaria então do auxílio de um computador (LAW e KELTON, 2000).

A simulação computacional é um procedimento no qual experimentos são realizados em um modelo matemático computadorizado de um sistema físico (SWAIT e BEN-AKIVA, 1987). Dentre as diversas técnicas de simulação computacional, a técnica DES, quando aplicada à manufatura, pode descrever o fluxo de materiais ao longo de uma linha de produção, a interação entre máquinas e pessoas, e as lógicas de movimentação e processamento.

As variáveis consideradas em modelos de simulação podem ter valores fixos e serem chamadas determinísticas ou podem ter valores que variem em um intervalo específico e, de acordo com alguma regra ou distribuição, essas variáveis são ditas estocásticas (PORTUGAL, 2005). Quando um modelo de simulação faz uso apenas de variáveis determinísticas ele é dito modelo de simulação determinístico, assim como a presença de uma ou mais variáveis estocásticas torna o modelo estocástico (BRITO e TEIXEIRA, 2001).

Em simulação via DES, as variáveis estocásticas são representadas na forma de distribuições de probabilidades, de modo que possam apresentar diversos valores dentro de um intervalo. Tais valores são sorteados sempre que necessários de modo que o pesquisador, ou o software, estejam sempre trabalhando com valores diferentes, mas que juntos representam a variabilidade do sistema em questão. A Figura 18 representa a função densidade de uma distribuição negativa exponencial, frequentemente utilizada para modelar a variabilidade no intervalo de tempo entre quebras de equipamentos, e também o intervalo entre a chegada de clientes em um sistema (CHWIF e MEDINA, 2015).

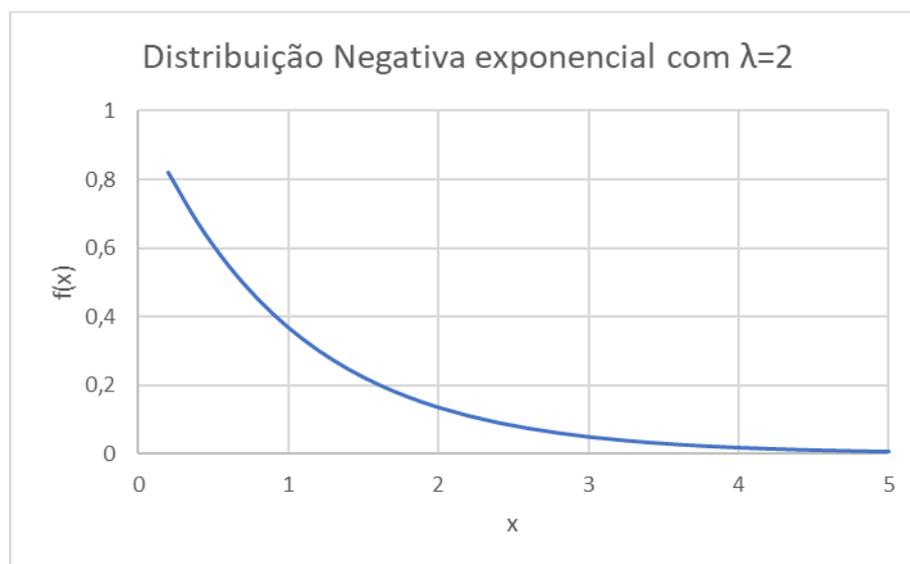


Figura 18: Função densidade de uma distribuição negativa exponencial com $\lambda=2$

Fonte: Elaborado pelo autor

Outras técnicas de simulação, como por exemplo a simulação baseada em agentes, do inglês *agente based simulation* (ABS), também podem ser utilizadas para resolver problemas de sequenciamento, como pode ser observado no trabalho de Xu *et al.* (2020). Entretanto, a simulação por eventos discretos é a mais utilizada para abordar esse tipo de problema (KIM e CHOI, 2014).

Uma das grandes vantagens da simulação, segundo Harrel *et al.* (2002), é que este método permite propor alterações sem interferir nas operações do sistema real. Chwif (1999) ressalta que, diferente do que ocorre em sistemas reais, a experimentação em modelos de simulação não envolve riscos materiais ou humanos. Sistemas de segurança em veículos são testados em simulações, nas quais, em um ambiente controlado, as condições de um acidente são replicadas e uma colisão é criada para que diversos fatores possam ser observados. Essa simulação, apesar de não apresentar riscos aos envolvidos, é muito onerosa, já que os componentes são destruídos a cada experimento. O problema do alto custo por experimento não é observado na simulação computacional, pois em um ambiente virtual diversos cenários podem ser estudados e comparados sem que nada seja perdido.

Segundo Chwif e Medina (2015) um modelo computacional pode ser construído de três maneiras: com uso de linguagens de programação, com uso de linguagens de simulação ou com o uso de simuladores. Linguagens de programação como C, C++, Basic ou Pascal podem ser utilizadas na criação do modelo computacional, porém esta abordagem demanda mais tempo já que todas as funções, análises e tratamentos estatísticos deverão ser programados pelo analista.

De acordo com Chwif (1999) um modelo de simulação tem 3 etapas principais que compõe o seu ciclo de vida, tais etapas podem ser observadas na Figura 19, e são explicadas a seguir.

- Etapa de concepção: são definidos os objetivos e os limites do sistema, quais informações irão compor o modelo, e quais são os dados de entrada necessários para representar determinada situação, ao fim dessa etapa obtém-se o que o autor chama de Modelo conceitual;
- Etapa de implementação: é definido um *software* de simulação no qual o Modelo conceitual será representado. Após a construção e programação, obtém-se o Modelo Computacional, que ainda precisa ser verificado e validado para garantir seu funcionamento está correto, e que é capaz de representar o sistema que está sendo simulado;
- Etapa de análise: o modelo verificado e validado é chamado de Modelo Operacional e pode então ser utilizado para experimentação, coleta de resultados e posterior análise. O autor menciona ainda um processo de redefinição, onde com base na análise dos resultados, é possível decidir por novas experimentações ou mesmo novos objetivos, o que resultaria em retornar à etapa inicial.

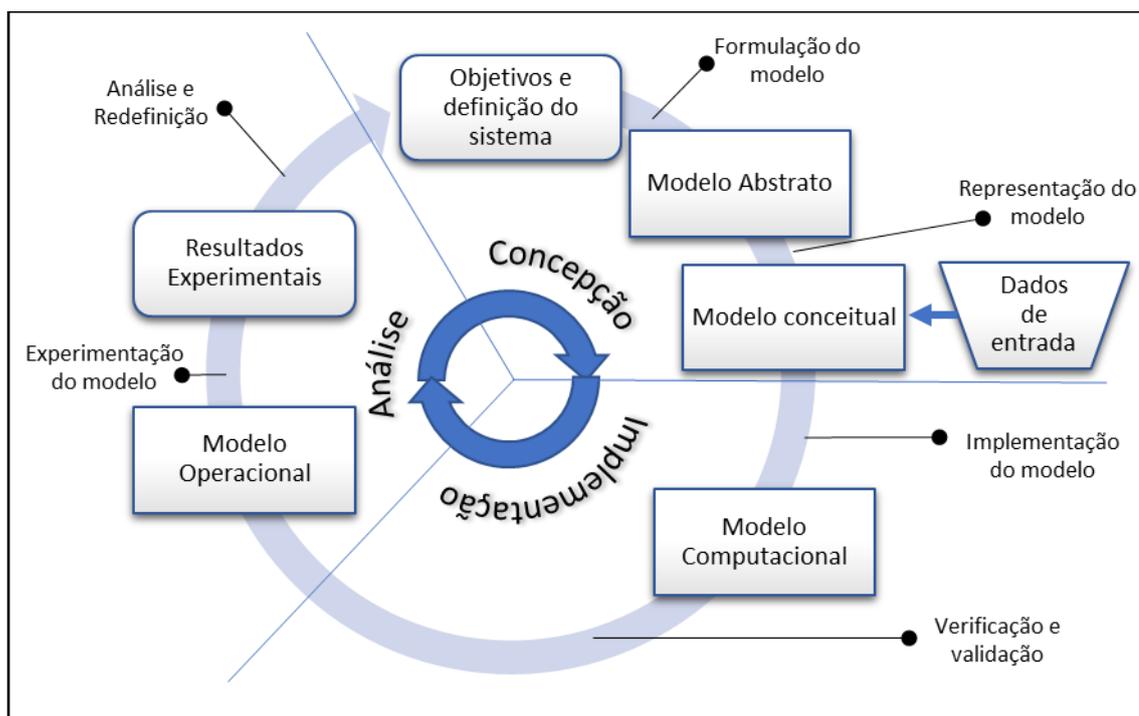


Figura 19: Ciclo de vida de um modelo de simulação.

Fonte: Adaptado de Chwif (1999).

Edis e Ornek (2009) utilizaram simulação computacional de eventos discretos, para obter o melhor desempenho em um sistema de produção genérico, e com um layout do tipo processual. Devido à complexidade do problema, diversas replicações do modelo de simulação foram feitas, corroborando para a conclusão de que a simulação evita que sejam feitas diversas intervenções no sistema real.

Cheraghi *et al.* (2008) utilizam a simulação para comparar diversos sistemas de produção e seus desempenhos, quando submetidos a diferentes tamanhos de lote, taxas de variação e políticas de manutenção dos equipamentos, e concluem que nenhum sistema de produção é melhor que outro em todas as situações testadas. Entretanto, o trabalho corrobora com as afirmações sobre a flexibilidade da ferramenta de simulação computacional, e sua capacidade de testar diversos cenários.

Com o intuito de melhorar a produtividade de uma pequena indústria, La Neve (2011) construiu um modelo de simulação e verificou se a redução do tamanho

dos lotes de produção para o lote unitário traria benefícios para a indústria em questão. Em seu trabalho Neve também mostrou que, em determinadas condições, o desempenho do sistema era reduzido quando se utilizava o lote unitário. Tal modelo evidencia e ilustra o fato de que modelos de simulação podem ser utilizados para auxiliar as decisões sobre a programação da produção.

2.4.1. APLICAÇÕES DE SIMULAÇÃO DE SISTEMAS PARA SEQUENCIAMENTO DE PRODUÇÃO

Desenvolver modelos matemáticos para os sistemas de produção é uma tarefa complexa, e por isso a simulação de sistemas tem sido muito utilizada pelos pesquisadores para avaliar os sistemas de manufatura (HUSSAIN e ALI, 2019). A simulação de sistemas, quando aplicada a problemas de sequenciamento de produção, pode apresentar bons resultados já que é capaz de lidar com incertezas e mudanças no sistema produtivo (ZHOU e ZHANG, 2016).

Lopes *et al.* (2020) estudaram um laboratório de controle de qualidade de uma indústria farmacêutica, que constantemente recebe amostras de produtos que estão sendo fabricados nas linhas de produção. Os técnicos que recebem as amostras devem executar diversas análises, em diversos equipamentos, com configurações, tempos e prioridades diferentes. Nesse cenário, a sequência em que as amostras são processadas impacta as taxas de utilização dos equipamentos, a velocidade em que as amostras são liberadas, e pode chegar a interromper as linhas de produção. Nesse contexto, os autores aplicaram a simulação via DES para obter um modelo em que pudessem testar diversas políticas de gestão e técnicas de sequenciamento diferentes, e obtiveram reduções de 40% no tempo de processamento. O exemplo apresentado ilustra a flexibilidade da ferramenta DES, que é capaz de auxiliar em problemas de sequenciamento, mesmo em sistemas produtivos que não estão em um contexto industrial. De fato, DES pode ser aplicado a problemas de sequenciamento que não abordam nem mesmo um sistema de produção físico, como pode ser observado por exemplo no trabalho de Zheng *et al.* (2015) onde os autores

estudam a sequência na qual os computadores devem processar as solicitações dos usuários utilizando determinados softwares.

Somashekhara *et al.* (2019) estudaram o sequenciamento de pedidos em uma linha de produção composta por máquinas conectadas por esteiras, e que em determinado ponto da linha os produtos poderiam ser direcionados para diversas outras máquinas. Os autores utilizaram a simulação de sistemas para verificar a melhor maneira de direcionar os produtos de modo a reduzir o tempo total de produção.

Hussain e Ali (2019) argumentam sobre a importância da flexibilidade para que os sistemas de produção possam responder rapidamente às mudanças no mix de produção, no volume e na variedade de itens produzidos. Em seu trabalho os autores buscam uma nova técnica para realizar o sequenciamento da produção de modo descentralizado e fazem isso com o auxílio da simulação de sistemas, que foi capaz de avaliar o desempenho da técnica proposta, comparando indicadores como *makespan*, taxa média de utilização dos equipamentos e tempo de espera dos produtos no processo.

Dehghanimohammadabadi *et al.* (2017) explicam que as otimizações baseadas em simulação, do inglês *Simulation-Optimization* (SO) podem ser divididas em duas categorias, a primeira consiste em utilizar a simulação para avaliar o desempenho de soluções já encontradas, e a segunda categoria envolve os métodos que utilizam a simulação para de fato construir a solução do problema. Em seu trabalho os autores propõem um modelo SO aliado a um otimizador e a um banco de dados. A solução proposta envolve interromper a simulação quando da ocorrência de eventos planejados ou não, e utilizar o otimizador para obter uma solução com base no banco de dados, que por sua vez registra as condições reais da fábrica. Os autores obtiveram bons resultados ao aplicar o SO proposto a um problema real de sequenciamento de produção.

Mihoubi *et al.* (2020) explicam que utilizar DES para testar diversas soluções exige um elevado poder de processamento, e conseqüentemente o tempo para encontrar a solução também aumenta, o que faz com que essa técnica se torne

impraticável para os casos de sequenciamento dinâmico, onde todos os distúrbios do sistema podem gerar novas soluções. Entretanto, Vieira *et al.* (2017) descrevem os benefícios obtidos ao combinar os métodos de otimização com as técnicas de simulação. A otimização diminui o número de possíveis soluções a serem testadas pelo DES, e mesmo que a resposta exata não seja encontrada, é possível obter soluções boas o bastante para serem aplicadas no curto intervalo de tempo entre as alterações de um sistema dinâmico. Vieira *et al.* (2017) utilizaram um algoritmo genético para obter sequências de produção, e posteriormente testaram a robustez de tais sequências, utilizando o método de sequenciamento via DES.

Outro exemplo de SO aplicado ao problema do sequenciamento de produção pode ser visto no trabalho de Oyebolu *et al.* (2019) onde os autores primeiro constroem um modelo de simulação via DES, do processo de fabricação em uma indústria de biofármacos, que posteriormente é integrado a algoritmos de otimização. Os autores também foram capazes de considerar variabilidades, provenientes de incerteza na demanda, e falhas nos processos.

Mesmo quando a simulação não é utilizada para otimização, ela ainda pode ser aplicada em problemas de sequenciamento, como ferramenta para a verificação das soluções obtidas com o uso de outras técnicas. Shady *et al.* (2020) utilizam técnicas de inteligência artificial para obter soluções de sequenciamento, mas tais soluções, antes de serem implementadas, são testadas e validadas em um modelo de simulação via DES. Outro exemplo de quando a simulação é aplicada a problemas de sequenciamento, mas sem realizar a otimização, pode ser visto no trabalho de Turgut e Bozdog (2020), onde os autores utilizam DES para treinar um algoritmo de inteligência artificial, que por sua vez realiza o sequenciamento da produção.

A simulação de sistemas é frequentemente escolhida quando o sistema em questão possui variáveis estocásticas. Em sequenciamento de produção, a aleatoriedade pode se apresentar em diversos fatores, inclusive nas datas de entregas escolhidas pelos clientes que compram determinado produto. Kim *et al.* (2021) estudaram o sequenciamento de ordens de produção de uma fábrica que

produz janelas para a construção civil. Os autores explicam que atrasos na obra fazem com que os clientes posterguem a data em que gostariam de receber seu pedido. Antecipar a entrega, mantendo o cronograma original, não é uma opção aceita pelos clientes, pois as janelas não seriam corretamente armazenadas no canteiro de obras e poderiam se quebrar. Nesse cenário, os autores utilizaram com sucesso a técnica da simulação de sistemas para estudar e avaliar uma nova regra de despacho, capaz de considerar as variações nas datas de entrega.

Aqlan *et al.* (2017) explicam que a variabilidade dos sistemas de produção, também se apresentam na forma de pedidos urgentes. Para os autores pedidos urgentes são aqueles que geram ordens de produção com baixo *lead time*, elevada prioridade, e que geralmente são aceitos para manter o nível de satisfação de determinados clientes. Nesse cenário os autores afirmam que a simulação por DES pode ser utilizada para analisar as consequências de se aceitar ou não um pedido urgente, e para mensurar os impactos que tal decisão pode gerar no chão de fábrica.

Heger *et al.* (2017) estudaram os efeitos da variabilidade relacionada ao tempo de duração de uma atividade manual, e como fazer para obter um sequenciamento de produção que apresente um bom desempenho em tais condições. Os autores utilizaram DES e construíram um modelo capaz de representar 4 fontes diferentes de aleatoriedade relacionadas ao trabalhador, e então utilizaram tal modelo para testar estratégias de sequenciamento.

Himmiche *et al.* (2018) estudaram a variabilidade presente nas quebras de máquina e a variabilidade no tempo para a manutenção corretiva de tais máquinas, e como os sequenciamentos de produção são afetados por tais fenômenos. Os autores apresentam uma proposta que utiliza DES para identificar sequências de produção que sejam robustas o bastante para operar em tais condições. O modelo proposto também é capaz de identificar qual máquina se torna crítica e essencial na sequência de produção que foi proposta.

A simulação de sistemas via DES é uma técnica flexível, e que, portanto, pode se adaptar e ser utilizada para a resolução de problemas de sequenciamento em

diversas áreas. Sweeney *et al.* (2019) estudaram o problema do sequenciamento de embarcações que desejam utilizar o sistema de comportas para se deslocar pelo rio Mississippi. Os autores explicam como tal problema é análogo a um problema de sequenciamento de produção em um ambiente dinâmico, e então aplicam simulação via DES para testar o desempenho de diversas regras de despacho. No trabalho em questão as fontes de aleatoriedade consideradas foram as ordens e momentos aleatório de chegadas de novos pedidos (embarcações), variabilidade nos tipos de processamento necessário (diferentes rotas de origem e destino), quebras aleatórias de máquinas (comportas), e também o fato dos clientes poderem cancelar os pedidos (embarcações desistirem e utilizarem outro sistema). Mesmo em um sistema não industrial, a simulação via DES se mostrou ferramenta útil para a resolução do problema de sequenciamento.

A solução de um problema de sequenciamento geralmente envolve a otimização de um critério de desempenho definido, entretanto pode acontecer de múltiplos critérios de desempenho serem de interesse dos gestores da produção, e por vezes otimizar o desempenho de um critério pode ocasionar um pior desempenho em outro. Nesse contexto Pergher *et al.* (2020) propõe uma metodologia que busca extrair de um gestor, como deve ser a solução ideal de sequenciamento, de modo a balancear a importância dos critérios definidos. A solução dos autores envolve o uso de DES para testar diversas alternativas e cenários e então apresentar as consequências de cada um deles, para que uma pessoa decida pela melhor solução.

Para Chandra *et al.* (2018) ao flexibilizar a produção, oferecendo produtos diferentes aos clientes, é necessário considerar o tempo e custo do setup necessário, e muitas vezes otimizar o setup envolve alterar a sequência de produção. Nesse contexto, os autores utilizaram DES para analisar os tempos de setup de uma linha de produção configurada com diversos layouts diferentes, e que processava pedidos em sequências diferentes. Os autores ressaltam que o método DES permite a modelagem de sistemas complexos e a análise do comportamento de diversos elementos operando em diferentes condições.

Ragazzini *et al.* (2020) afirmam que uma consequência direta da implementação das técnicas da Indústria 4.0 é o aumento da flexibilidade dos sistemas em reagir a eventos não planejados. Para os autores, o DT permite que informações sobre o estado atual do sistema possam ser utilizadas para a tomada de decisões de sequenciamento.

A simulação de sistemas também pode ser utilizada como base para a construção do DT, uma vez que é possível fazer com que as ocorrências no chão de fábrica, sejam registradas e utilizadas no modelo de simulação. Zanchettin (2021) utilizaram a simulação para a construção de um DT, capaz de operar em um cenário com múltiplos produtos diferentes, considerando aleatoriedades do sistema e ainda sendo capaz de adotar uma estratégia preditiva para escolher a melhor sequência.

A integração da simulação com os sistemas físicos permite ao modelo se tornar sensível a mudanças ocorridas no sistema real, constituindo o que Santos *et al.* (2021) definem como um DT. Os autores realizaram uma revisão da literatura, buscando identificar trabalhos que utilizam os métodos de simulação DES e ABS como base para a construção de DT. Dos trabalhos pesquisados 92% utilizavam DES e apenas 5% utilizavam ABS, sendo que 3% utilizavam ambos.

Snyman e Bekker (2019) utilizaram o DES para a construção de um DT, para a resolução do problema do sequenciamento dinâmico e *on-line* da produção. Os autores consideraram como fontes de variabilidades, a quebra de máquina, o absenteísmo e a chegada de novos pedidos. O modelo proposto, embora não tenha sido aplicado em um caso real, utiliza sensores de identificação por rádio frequência (RFID), para manter o modelo DES atualizado da situação real do sistema de produção, e também utiliza meta-heurísticas para realizar a otimização e propor novas soluções.

Son *et al.* (2021) também utilizaram um *software* DES para a construção de um DT. O foco dos autores foi o de verificar se o sequenciamento de produção adotado permite atender aos prazos de entrega estipulados pelos clientes. O modelo proposto pelos autores foi aplicado em uma linha de produção de peças

de carros e foi capaz de considerar erros de produção e alguns outros imprevistos e eventos aleatórios.

Zhang *et al.* (2021b) utilizaram a técnica da simulação de sistemas de produção para a construção de um DT que permita decisões sobre o sequenciamento de produção. Em seu estudo de caso, os autores apresentam uma fábrica que produz dezenas de válvulas hidráulicas diferentes. O objetivo do trabalho foi o de reduzir o tempo de processamento total dos pedidos, e aumentar a taxa de utilização das máquinas. Em seu estudo os dados utilizados na simulação eram provenientes de informações coletadas das máquinas no chão de fábrica. Os autores concluem seu trabalho apresentando reduções de 14,5% no tempo de processamento, e aumento de 14,9% da disponibilidade das máquinas, demonstrando assim algumas das vantagens que se obtêm ao combinar a simulação de sistemas com a técnica do DT.

3. MODELO PROPOSTO

A proposta deste trabalho baseia-se em um modelo que, continuamente, recebe e trata as informações sobre as **variabilidades apresentadas no processo**, e também sobre as **ordens de produção** que precisam ser atendidas e que, com essas duas informações, decide qual a melhor **sequência de produção** para atingir um determinado **objetivo de desempenho**. Tal decisão é enviada para o sistema produtivo, que deverá alterar a sequência em que produz seus produtos. A Figura 20 apresenta o modelo de maneira genérica, com os elementos mencionados, que são explicados na sequência.

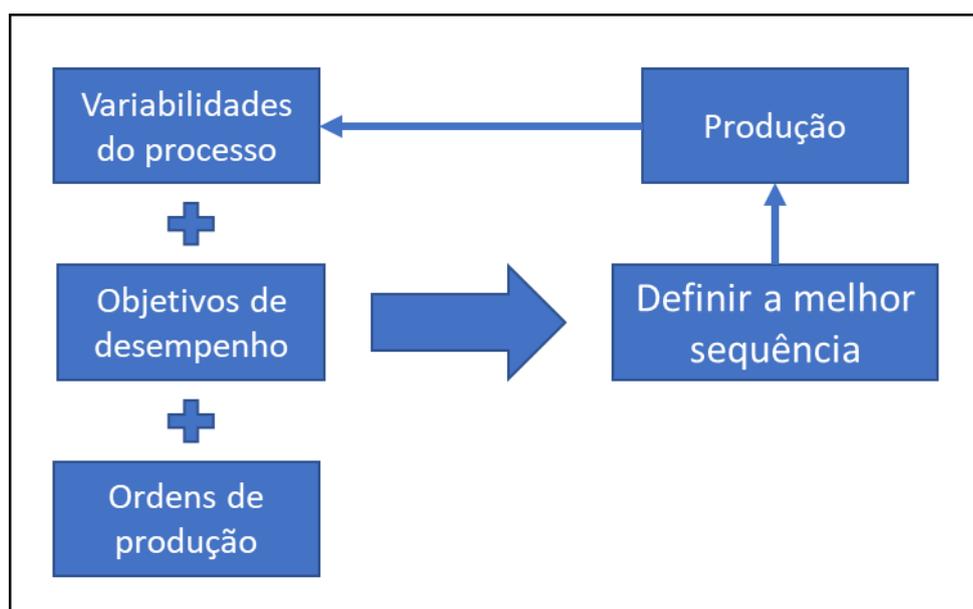


Figura 20: Modelo genérico para definir a melhor sequência de produção.

Fonte: Elaborado pelo autor

3.1 VARIABILIDADES DO PROCESSO

A variabilidade presente em todos os processos produtivos pode se apresentar de diversas maneiras, conforme apresentado na Figura 14. Independente da fonte ou causa da variabilidade, o resultado é uma diferença entre o tempo previsto para execução de uma ordem de produção e o tempo real de execução,

portanto, o modelo proposto analisa informações sobre a variabilidade do processo registrando as diferenças entre o tempo previsto e o tempo proposto para a execução de uma ordem de produção, e essa informação deve ser obtida junto ao sistema real.

3.2 OBJETIVO DE DESEMPENHO

Objetivos de desempenho são variáveis mensuráveis e que devem ser otimizadas, seja buscando um valor máximo ou mínimo. Os principais objetivos de desempenho podem ser observados na seção “Classificação de problemas de sequenciamento”. O modelo proposto não adota um objetivo de desempenho específico, mas permite que os usuários e administradores do sistema decidam qual critério deve ser adotado. O modelo também permite que essa decisão seja alterada a cada turno, hora, minuto, ou sempre que os gestores julgarem necessário. A definição e origem destes indicadores pode ser observada na seção “Classificação de problemas de sequenciamento”.

3.3 ORDENS DE PRODUÇÃO

Em um sequenciamento *on-line*, como o proposto, as ordens de produção (OPs), são atualizadas constantemente, para com isso considerar as novas ordens de produção que tenham sido criadas durante a execução das ordens anteriores, e para desconsiderar as OPs que, porventura, tenham sido canceladas.

Elementos importantes a serem considerados nas OPs são:

- O Tempo estimado para execução;
- Quais recursos são necessários para executar a OP;
- Um prazo de execução desejado, ou combinado com o cliente.

As OPs são emitidas pelo Planejamento e Controle da Produção, PCP, com base nos pedidos dos clientes.

3.4 SEQUÊNCIA DE PRODUÇÃO

Sequência de produção é a informação sobre em qual ordem devem ser executadas as OPs. Sequências diferentes podem resultar em resultados diferentes para um ou mais objetivos de desempenho definidos. Essa sequência de produção é o resultado de cada iteração do modelo proposto, uma vez que esse modelo é dinâmico e retroalimentado.

3.5 SENSORES E PROTOCOLOS DE INFORMAÇÃO

As informações sobre as variabilidades do processo podem ser obtidas de diversas maneiras. Pode-se, por exemplo, utilizar tecnologias de identificação por rádio frequência (RFID), para detectar quando um determinado produto atingiu a etapa final de uma linha de produção, e então transmitir a informação para o DT utilizando protocolos de IoT. Também é possível a utilização de sensores convencionais instalados em esteiras, enviando as informações diretamente para o DT.

Processos produtivos que já possuem algum grau de automação, podem fazer uso da infraestrutura já construída, conectando os controladores lógico programáveis (CLPs) ao DT, utilizando protocolos comuns e já consolidados na indústria, como ODBC ou OPCUA.

Nos processos produtivos que não possuem nenhum nível de automação implementada, as informações sobre variabilidade podem ser fornecidas pelos próprios operadores da produção, utilizando um computador para indicar quando as OP's forem iniciadas, concluídas ou interrompidas.

3.6 CONSTRUÇÃO DO GÊMEO DIGITAL

O DT proposto nesta tese é construído dentro de um *software* de simulação de eventos discretos, e por isso é necessário que primeiro se construa um modelo de simulação, que posteriormente será convertido em um DT, quando passar a

receber as informações do sistema real. A metodologia utilizada para a construção do modelo de simulação é uma adaptação da proposta apresentada por Chwif (1999), e representada na Figura 19. Tal adaptação pode ser observada na Figura 21.

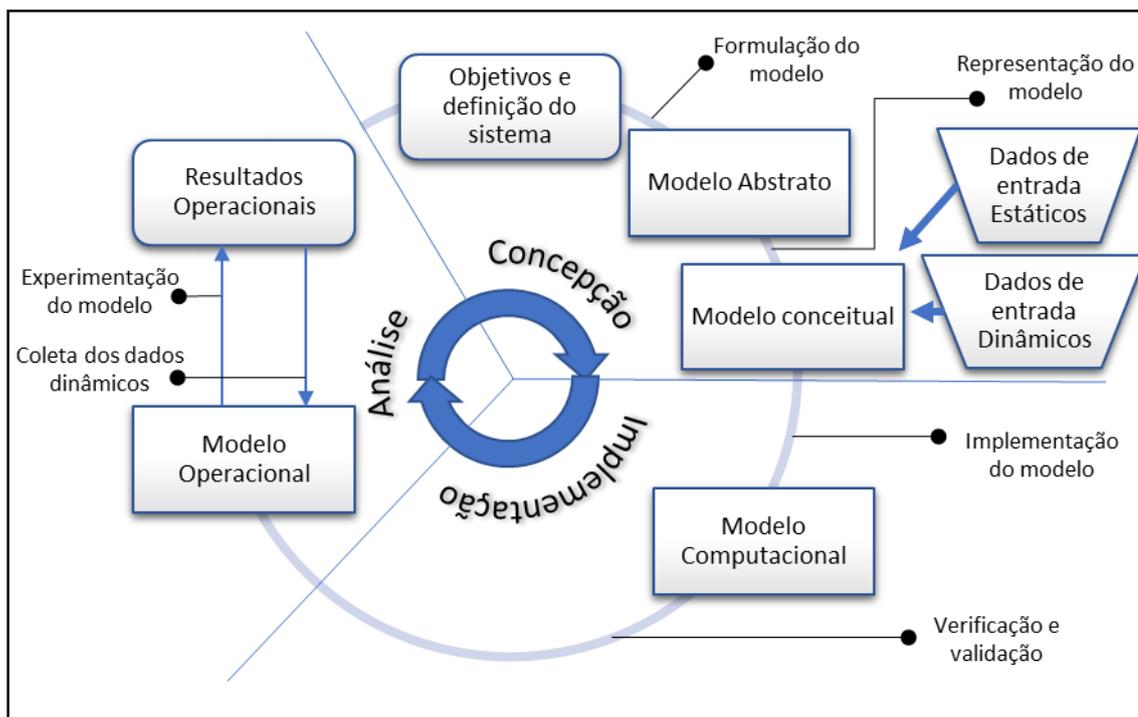


Figura 21: Ciclo de vida de um modelo de simulação quando utilizado como DT.

Fonte: Autor, elaborado com base em Chwif (1999).

Observando a Figura 21, e comparando-a com o modelo original proposto por Chwif (1999), e apresentado na Figura 19, pode-se perceber que os dados de entrada antes representados por um único quadrilátero, agora se apresentam divididos em dois quadriláteros, um para os dados de entrada estáticos, que tem o seu valor conhecido e inalterado antes da implementação do DT, e outro para os dados de entrada dinâmicos, que deverão ser obtidos conforme o processo real vai acontecendo. A segunda alteração que pode ser observada, é a remoção da seta que conecta o retângulo 'Resultados Experimentais' com o retângulo 'Objetivos e definição do sistema'. Na figura original, tal seta representa um ciclo, e indica que as etapas podem ser revisitadas, e o modelo modificado caso os resultados experimentais não sejam satisfatórios. Na figura adaptada, a

ausência da seta indica que uma vez que o modelo de simulação está sendo utilizado como um DT, e, portanto, sincronizado com a produção real, não é mais possível alterar os objetivos e redefinir o sistema, pois tal alteração exigiria interferência humana e o modelo teria que ser desconectado do sistema real. Também pode-se observar a adição de um ciclo entre 'Resultados Operacionais' e 'Modelo Operacional', tal ciclo deverá ser repedido diversas vezes e de modo automático, conforme a produção real for acontecendo, e por consequência as variabilidades reais puderem ser medidas. Tais variabilidades estão relacionadas com os dados de entrada que foram considerados 'Dinâmicos'.

3.7 DEFININDO SEQUÊNCIAS DE PRODUÇÃO COM O GÊMEO DIGITAL

Para definir a melhor sequência de operação a ser adotada, um DT segundo o modelo genérico apresentado na Figura 20 deve ser utilizado. O DT é construído dentro de um software de simulação por eventos discretos, que constantemente recebe informações sobre a variabilidade do sistema real de produção, por meio dos dados de entrada dinâmicos. Com tais informações é possível simular diversas estratégias de sequenciamento e verificar qual delas apresenta a melhor performance, conforme a variável escolhida para a medição do desempenho.

Do sistema real serão recebidas informações relativas ao horário de início e fim de uma OP. De posse dessas informações é possível calcular o tempo real de duração de uma OP, e comparando esse tempo com o tempo de execução que havia sido estimado, é possível melhorar as estimativas para o tempo de execução das ordens de produção futuras. A simulação de sistemas é então aplicada utilizando as novas estimativas de tempo e obtendo assim resultados mais precisos. Diversas técnicas de sequenciamento podem ser simuladas e avaliadas para que se escolha a melhor estratégia. Após a definição da sequência, o DT envia a informação para o sistema real de produção, que passa a produzir as OPs em uma nova ordem, conforme esquematizado na Figura 22.

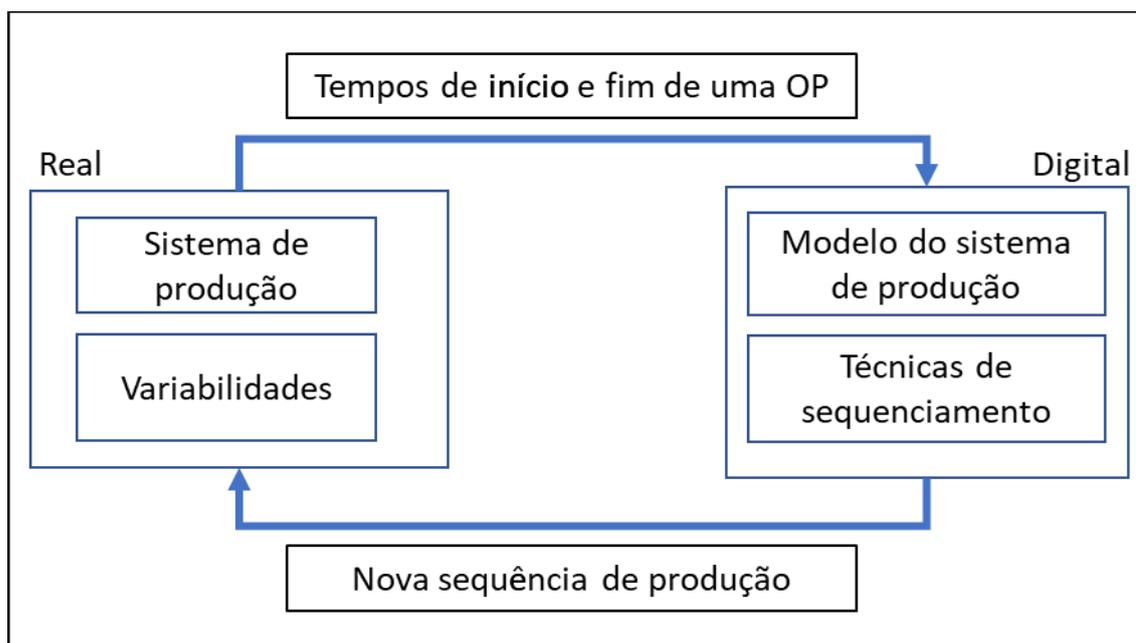


Figura 22: Fluxo de informações no sistema

Fonte: Elaborado pelo autor

3.8 APLICAÇÕES E LIMITAÇÕES DO MODELO PROPOSTO

O Modelo proposto é melhor aplicado a sistemas de manufatura dinâmicos, quando existe uma grande variedade de possíveis produtos a serem produzidos, e quando uma ou mais etapas do processo são executadas manualmente. Também é necessário que exista uma infraestrutura de sistemas de informação, capaz de realizar a comunicação entre os sistemas envolvidos. O modelo se limita a sistemas de produção em que se possa alterar a ordem de execução dos pedidos, independente da ordem em que eles foram realizados. Não se aplica, portanto, a serviços que são executados na presença de clientes, já que nesses casos os clientes esperam ser atendidos na mesma ordem em que chegaram ao sistema. O modelo proposto também não deve ser aplicado à sistemas altamente padronizados, que produzem itens idênticos e de modo automatizado, já que nesses casos as variabilidades que ocorrem durante o bom funcionamento do equipamento, são conhecidas e controladas. Por fim, o modelo proposto nesta tese não se aplica a processos que produzam produtos com um *lead time* na ordem de semanas ou meses, já que nesses casos o número de fontes de

variabilidades é tão elevado que muitas vezes as decisões de produção são tomadas em âmbito gerencial e estratégico. Embora nesses casos é possível aplicar o modelo a partes ou etapas do processo geral.

4. PROPOSTA DE APLICAÇÃO

Para testar e medir o desempenho do modelo proposto, o mesmo foi construído e instalado em um laboratório de Engenharia de Produção, onde uma determinada peça foi produzida para atender a uma demanda fictícia. As próximas seções apresentam o produto definido, o hardware construído e utilizado, a lógica de funcionamento do DT, os experimentos realizados e por fim os resultados obtidos.

4.1 PRODUTO ESCOLHIDO

O produto em questão é um tabuleiro, no qual devem ser montadas diversas peças diferentes, conforme especificações do cliente. A Figura 23 apresenta uma vista superior do tabuleiro, e a Figura 24 uma vista em perspectiva.

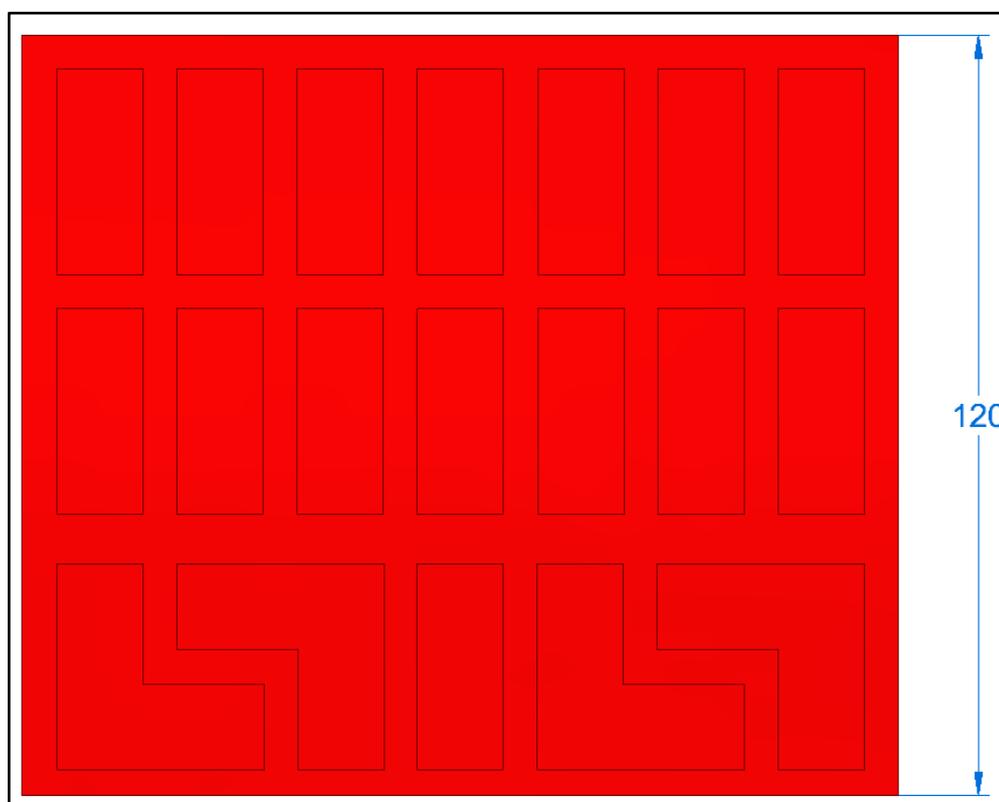


Figura 23: Vista superior do tabuleiro de montagem

Fonte: elaborado pelo autor

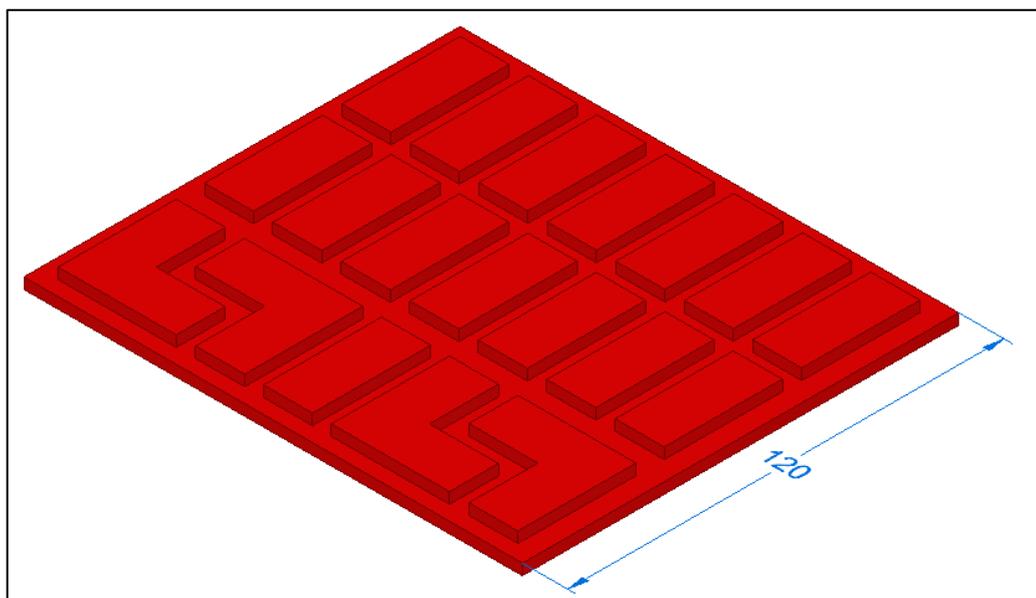


Figura 24: Vista em perspectiva do tabuleiro de montagem

Fonte: elaborado pelo autor

Sobre o tabuleiro podem ser montadas até 15 peças simples e 4 peças em 'L'. As peças possuem formas geométricas diferentes, e devem ser encaixadas no tabuleiro na posição e na orientação corretas. Existem 6 diferentes tipos de peças simples, e 8 tipos de peças em 'L'. O número de peças de cada tipo a serem montadas no tabuleiro, varia de acordo com as especificações do pedido feito pelo cliente. A Figura 25 apresenta todas as variedades de peças simples, e as quantidades disponíveis de cada peça, e a Figura 26 apresenta as mesmas informações para as peças em 'L'.

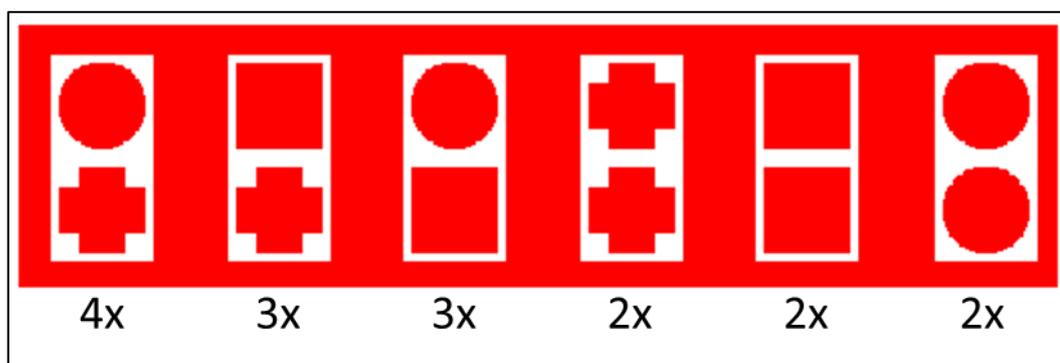


Figura 25: Tipos de peças simples

Fonte: elaborado pelo autor

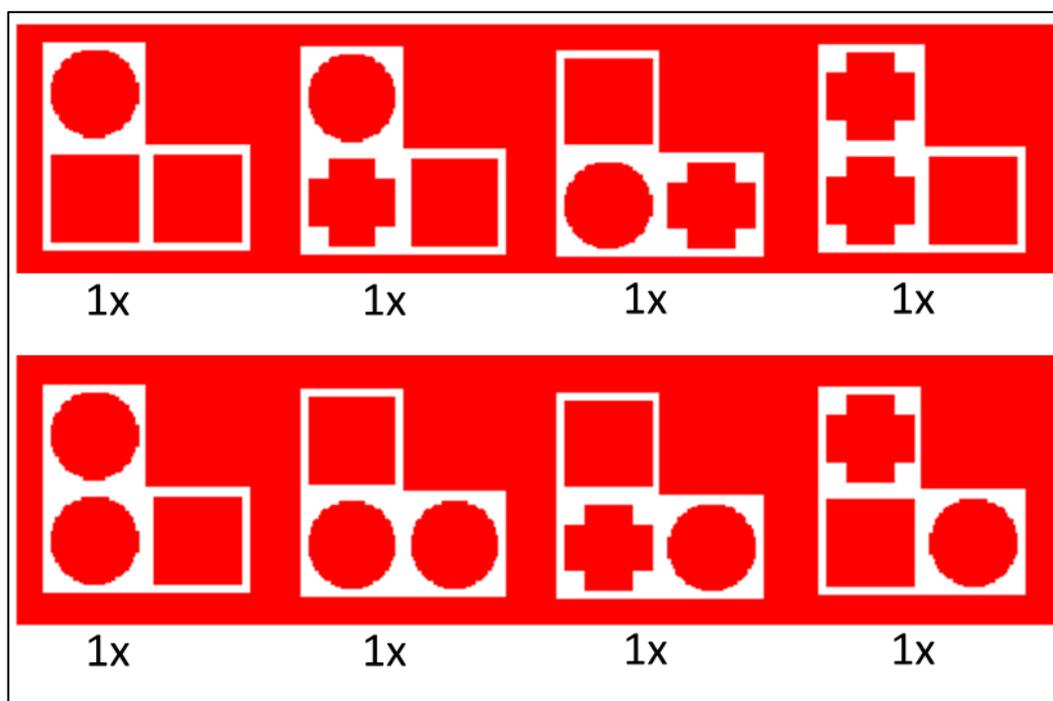


Figura 26: Tipos de peças em 'L'

Fonte: elaborado pelo autor

O tabuleiro foi projetado utilizando o *software* Solid Edge® 2019 e posteriormente construído utilizando-se uma impressora 3D. Já as peças foram retiradas de um jogo chamado Cilada que é produzido e comercializado pela empresa Estrela®. Considerando as combinações de forma, orientação, e quantidade de peças por tabuleiro, é possível montar milhões de produtos diferentes. Um exemplo de possível produto pode ser observado na Figura 27.

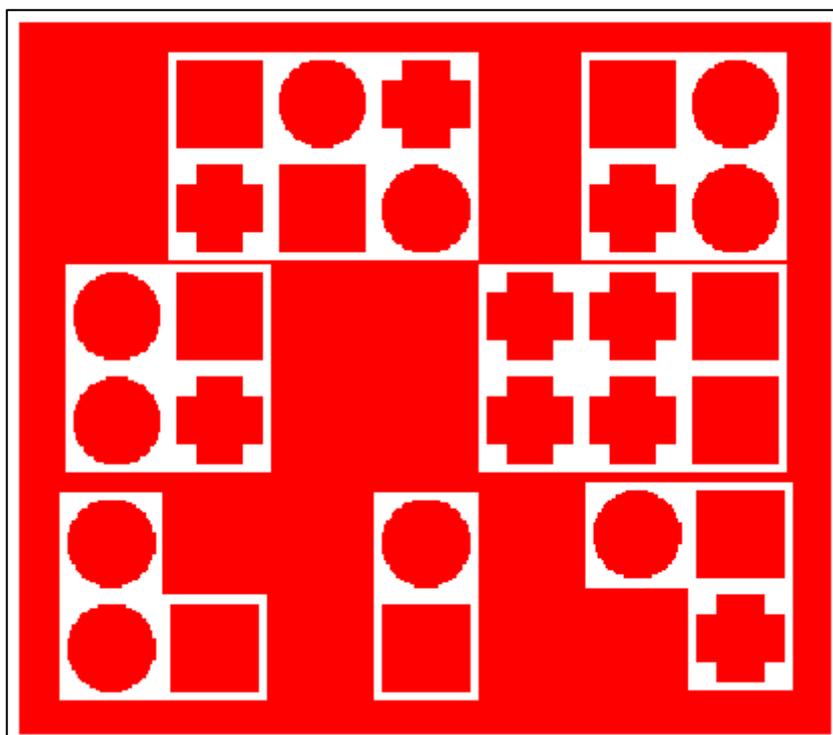


Figura 27: Exemplo de possível produto

Fonte: elaborado pelo autor

A proposta do tabuleiro é a de representar a produção de um produto que ocorra em pequena escala, mas com diversas possibilidades de customização. A ideia está alinhada com os conceitos da Indústria 4.0, já que esta é caracterizada por uma produção descentralizada, e que permite a produção em pequenas quantidades de um determinado item, mas que oferece uma alta variabilidade de produtos (EROL *et al.*, 2016); (MUELLER-ZHANG *et al.*, 2021).

Utilizar processos reais, mas que produzem produtos fictícios, para aplicar e testar novos modelos é uma prática comum no meio acadêmico, já que isso permite que as variáveis envolvidas possam ser mais bem controladas e estudadas. Exemplos de trabalhos que utilizam produtos fictícios para aplicar técnicas de DT e ou técnicas de sequenciamento, podem ser vistos em Talkhestani *et al.* (2019), Havard *et al.* (2019), Raza *et al.* (2020) e Villalonga *et al.* (2021).

4.2 PROCEDIMENTO DE TRABALHO

O tabuleiro, objeto de estudo desta experimentação, é montado por apenas um trabalhador, que tem o seu fluxo de trabalho descrito na Figura 28. O produto em questão poderia facilmente ser montado por um robô, que executaria o trabalho em menos tempo e com uma taxa de erro próxima a zero, entretanto, a ideia do tabuleiro é a de representar um produto que exija uma montagem manual, customizada e delicada, que inviabilizaria a produção de modo automatizado. Também pode-se destacar o elevado custo para a aquisição e manutenção de robôs industriais, o que torna o seu uso inviável para pequenas e médias empresas.

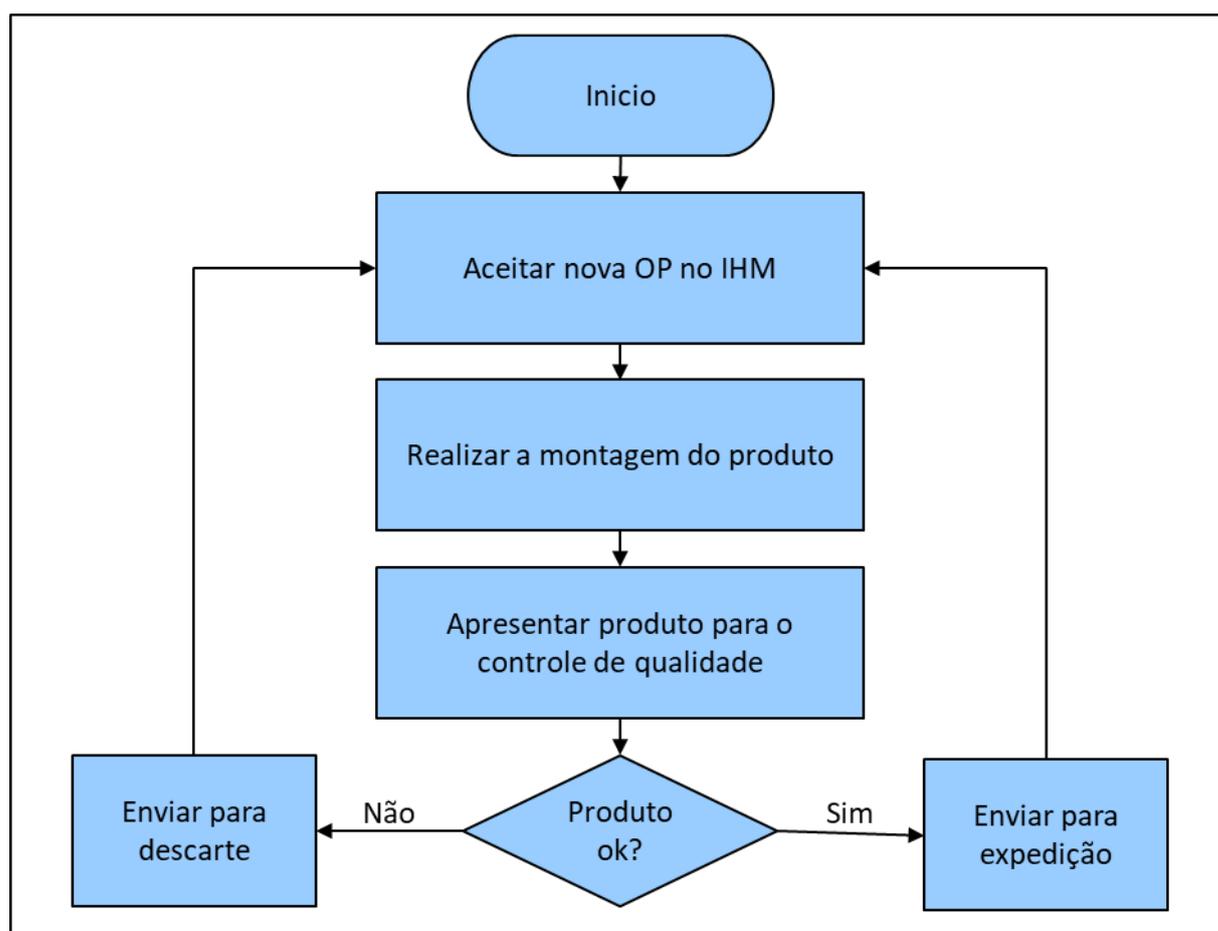


Figura 28: Fluxograma de trabalho na estação de montagem

Fonte: elaborado pelo autor

Os produtos não aprovados no controle de qualidade são enviados para descarte, e o pedido que demandou tal produto permanece pendente no sistema. O retrabalho do produto defeituoso não é realizado e o GD pode alterar a sequência de modo que tal produto seja produzido novamente em um outro momento.

4.3 DT CONSTRUÍDO EM SOFTWARE DE SIMULAÇÃO

Para construção do modelo de simulação a ser utilizado como DT, foram empregadas as 6 etapas descritas na Figura 21, e detalhadas a seguir.

1. Objetivos e definição do sistema

O modelo em questão tem o objetivo de simular e testar sequências de produção de modo a obter a melhor sequência conforme um critério de desempenho estabelecido e que pode ser alterado em tempo real.

2. Modelo Abstrato

O modelo abstrato se assemelha ao observado na Figura 20, com o item 'produção' sendo constituído por um único posto de trabalho.

3. Modelo conceitual

Os dados de entrada estáticos e dinâmicos corroboram para a construção do modelo conceitual. Como dados estáticos foram consideradas as quantidades, tipos, formatos e orientações das peças disponíveis no experimento, e também o tempo padrão calculado previamente. Como dados dinâmicos foram considerados o tempo de execução de uma OP, o critério de desempenho que se busca otimizar, e quais e quantas são as OPs que precisam ser executadas.

4. Modelo Computacional

Para a construção do modelo proposto, um DT foi desenvolvido e o software de simulação utilizado foi o *Tecnomatix Plant Simulation*® v16.0, que segundo o trabalho de revisão realizado por Santos *et al.* (2021), é o software comercial

mais utilizado para a construção de DT com modelos DES, como pode ser observado, por exemplo, nos trabalhos de Zupan *et al.* (2018), Beregi *et al.* (2018), Snyman e Bekker (2019) e Son *et al.* (2021), entre outros.

O modelo computacional pode ser observado na Figura 29. O retângulo vermelho, parte do modelo, pode ser considerado uma interface homem-máquina (IHM), pois representa o tabuleiro, e sobre ele são exibidas as peças que devem ser montadas pelo operador.

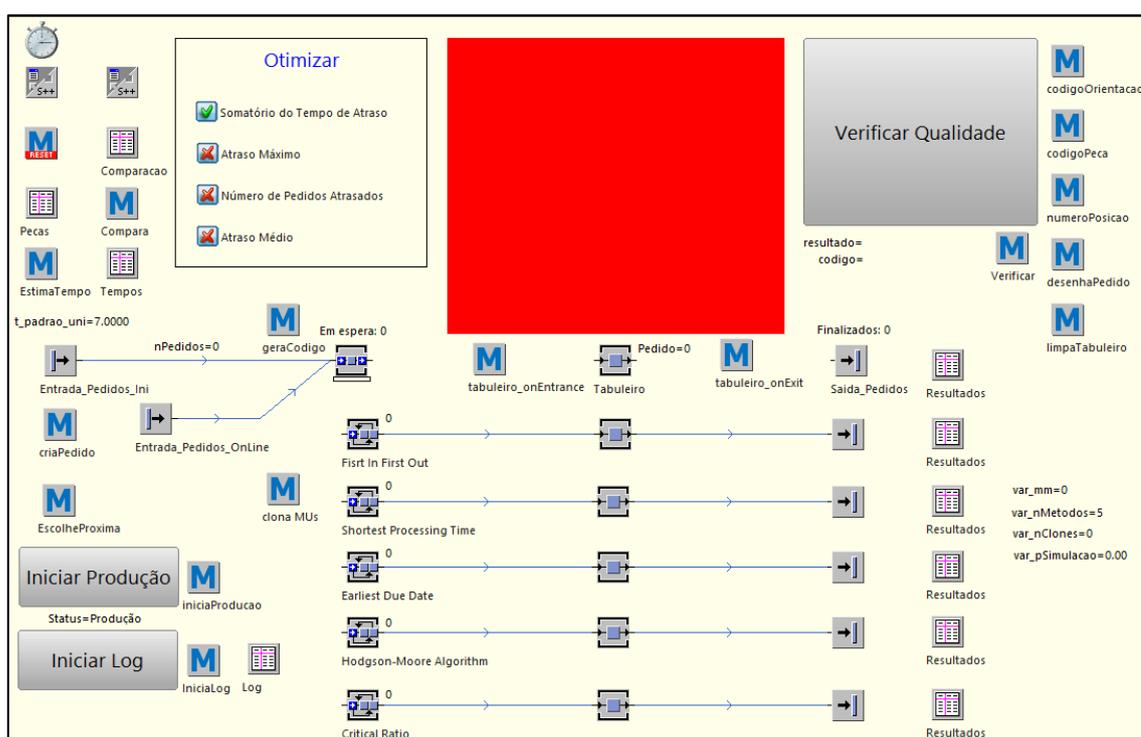


Figura 29: Modelo Computacional

Fonte: Elaborado pelo autor

O modelo também é capaz de manter um registro de todas OPs que foram sorteadas e produzida, bem como do tempo real dispendido na execução das mesmas. Com tais informações é possível realizar comparações com o desempenho obtido pelo modelo, e o desempenho que seria obtido caso outras técnicas fossem utilizadas.

5. Modelo Operacional

O modelo construído foi submetido a diversos testes diferentes, onde em cada teste o comportamento do modelo foi observado e comparado com as situações esperadas. Foram realizados testes com quantidades pequenas de peças, de modo que o resultado esperado pudesse ser calculado manualmente, e então comparado com a proposta apresentada pelo programa. Ao final dos testes o modelo computacional foi considerado verificado e, portanto, se tornou um modelo operacional.

6. Resultados Operacionais

Como resultado operacional, o modelo fornece o código e a descrição da próxima OP que deve ser executada, para que o critério de desempenho seja otimizado.

4.4 LÓGICA DE OPERAÇÃO DO DT

O DT construído deve estar sincronizado com a produção real, e deve também definir qual a sequência de produção a ser adotada. No DT construído é possível selecionar um critério de desempenho para ser otimizado. Os critérios que podem ser selecionados são os de minimização dos seguintes indicadores:

- L_{max} ou atraso máximo;
- $\sum L_j$ ou atraso total;
- $\sum U_j$ ou número total de produtos atrasados;
- $\frac{\sum L_j}{\sum U_j}$ ou tempo médio de atraso.

Para auxílio na escolha da melhor sequência, são simuladas algumas das regras apresentadas na seção “Regras e Métodos de Sequenciamento”, são elas:

- FIFO (*first in first out*), em que o primeiro produto a solicitar um recurso é o que terá prioridade na execução;
- SPT (*shortest processing time*), em que o produto com o menor tempo de processamento é o que terá prioridade;
- EDD (*earliest due date*), em que o produto cujo prazo de entrega é o mais próximo é o que terá prioridade;
- CR (*critical rate*), em que a prioridade é definida pela menor taxa obtida ao dividir o tempo até a data de entrega pelo tempo de processamento.

Também foi realizada a implementação do algoritmo Moore-Hodgson, e que pode ser observada no Apêndice A. Tais regras e métodos foram escolhidos por serem de simples implementação e também por serem populares no meio industrial.

A Figura 30 apresenta o processo utilizado pelo DT, para determinar qual a próxima peça a ser processada pelo sistema real. Tal processo é executado todas as vezes em que o trabalhador termina a produção de um item, e precisa de instruções sobre qual o próximo item a ser produzido.

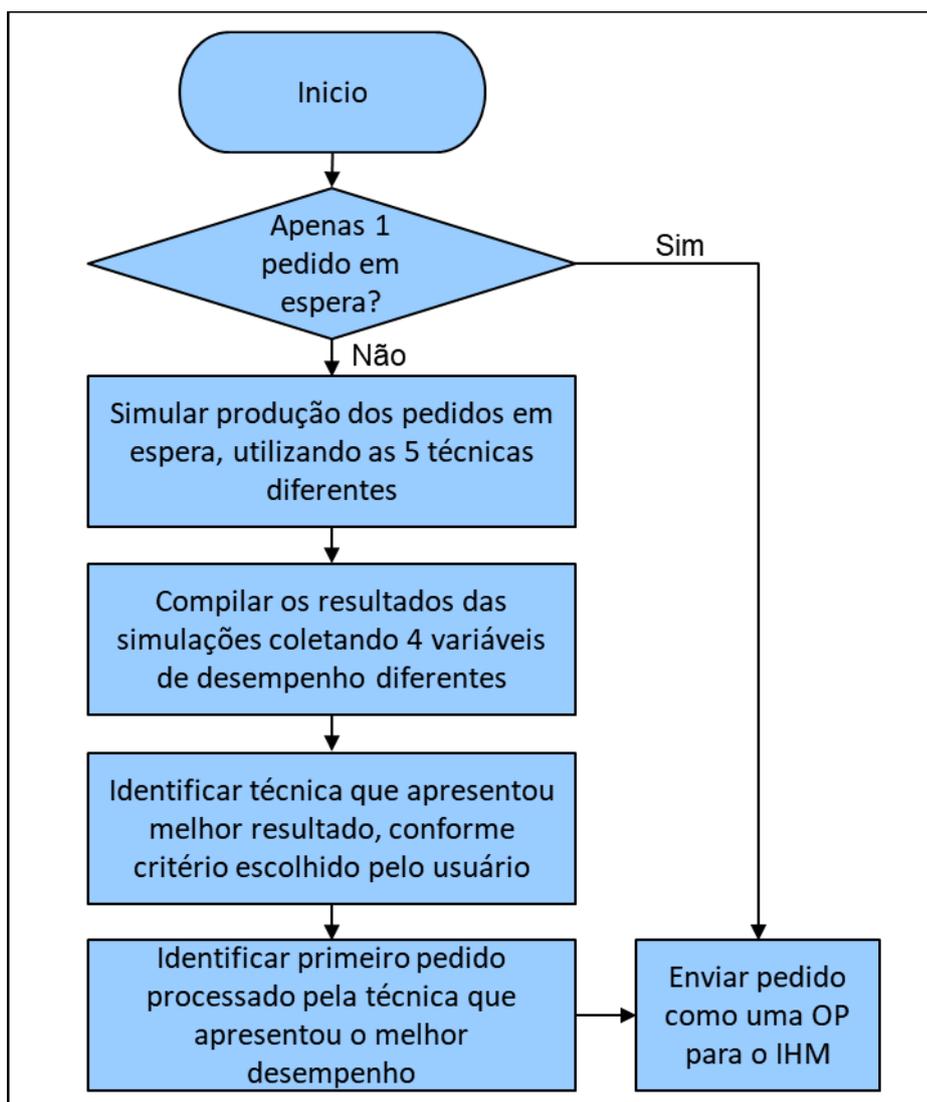


Figura 30: Fluxograma de escolha do próximo pedido a ser produzido

Fonte: elaborado pelo autor

As simulações dos pedidos em espera são feitas considerando o tempo estimado para a execução do item, com base no número de peças em 'I' e em 'L' que compõe o pedido. O cálculo da estimativa do tempo é apresentado na seção 4.10.

4.5 CONTROLE DE QUALIDADE E TEMPOS DE PRODUÇÃO

Ao final do processo o controle de qualidade é realizado utilizando uma câmera de inspeção visual, que foi instalada em um suporte de madeira, de modo que o

tabuleiro pode ser posicionado sempre na mesma posição. Foi utilizada uma câmera de inspeção visual fabricada pela empresa Balluff (Figura 31). A câmera mede 110x62x55 mm, pesa aproximadamente 360g, é monocromática, possui uma resolução de 1280x1024 pixels, e é capaz de operar a uma taxa de até 60 quadros por segundo (60Hz).



Figura 31: Câmera para inspeção visual de qualidade

Fonte: Balluff, 2021

A Câmera de inspeção, além de garantir a qualidade do produto, também é utilizada como indicador da conclusão de um pedido, permitindo que o DT se mantenha sincronizado com o sistema real. Até a data de conclusão deste trabalho não haviam sido identificados outros trabalhos que tenham utilizado câmeras de inspeção, para simultaneamente garantir a qualidade dos produtos e o sincronismo do DT.

A Figura 32 apresenta uma vista em perspectiva do suporte da câmera, e demais informações podem ser observadas no Apêndice B.

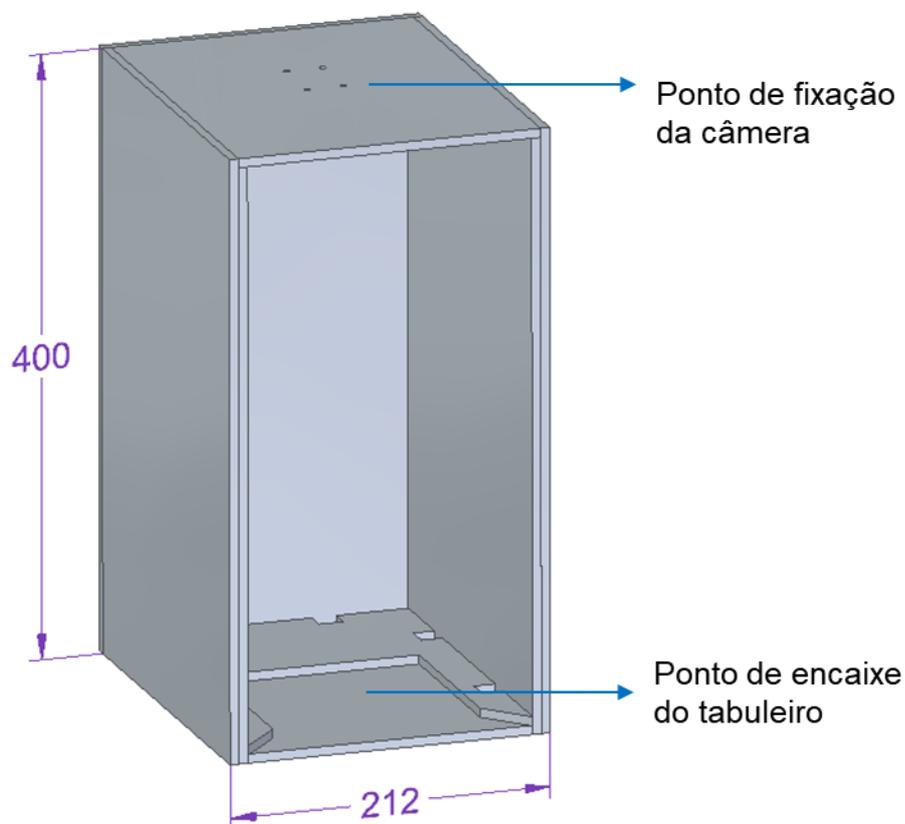


Figura 32: Vista em perspectiva do suporte da câmera de inspeção

Fonte: Elaborado pelo autor

Ao posicionar o tabuleiro na base do suporte, o trabalhador deve pressionar um botão no IHM, e com isso iniciar o processo de controle de qualidade. No momento em que o botão é pressionado, o DT envia para a câmera informações sobre o item que está sendo produzido. A câmera então verifica se o tabuleiro que foi posicionado no suporte possui as características necessárias, e retorna o resultado para o DT. O produto aprovado é removido da lista de produtos em espera, enquanto o produto reprovado permanece como pendente. Destaca-se que o produto que foi reprovado, pode ou não ser o próximo da sequência de produção e tal decisão depende apenas dos resultados das simulações.

Em cada uma das peças, foram coladas etiquetas com códigos, para auxiliar a identificação das peças pela câmera. No apêndice D é possível observar algumas das imagens registradas pela câmera durante os testes realizados.

A utilização de uma câmera de inspeção permite não apenas o controle da qualidade do produto, mas também que o DT colete informações do processo real e se mantenha sincronizado com o este. Isso é possível pois o DT registra o instante em que a OP foi exibida no IHM, e o instante em que uma resposta foi recebida pela câmera. A diferença entre esses dois valores é o tempo em que o operador levou para produzir a peça. Ao calcular o tempo real de produção, o DT consegue realizar estimativas sobre o tempo de produção das peças que ainda estão na fila, e com isso simular e obter melhores sequências.

Destaca-se que, nas revisões sistemáticas realizadas e apresentadas na sessão 1.4, não foram identificados trabalhos que utilizem câmeras de inspeção de imagens para sincronizar um sistema de produção com o seu respectivo Gêmeo Digital.

Para a estimativa do tempo de execução das peças em espera, o DT divide os tempos reais observados, pelo número de peças que compunham o pedido entregue. A média desses valores é multiplicada pelo número de peças presentes no produto em que se deseja estimar o tempo de produção. Apenas para a definição da primeira peça a ser produzida, quando nenhum produto foi ainda concluído, o DT estima os tempos de produção com base em um tempo padrão definido, e que foi calculado de modo empírico.

4.6 CENÁRIO DEFINIDO

Para testar o desempenho e a utilização do sistema, foi criado um cenário com uma demanda por produtos, que foram então produzidos conforme a sequência de produção definida pelo DT. No cenário criado, logo no início do turno de trabalho, 10 pedidos são adicionados à lista de pedidos em aberto, e estes já podem ser produzidos em qualquer sequência. Após o início da produção da primeira peça, outros 10 pedidos vão sendo adicionados à lista de pedidos em aberto, em intervalos de aproximadamente 1 minuto, distribuídos conforme uma distribuição negativa exponencial. No total 20 pedidos são atendidos e 20 peças são produzidas, seguindo a sequência de produção definida pelo DT.

Os 10 pedidos que já estão disponíveis no início do trabalho, buscam representar uma demanda que se acumulou durante o período em que a fábrica estava inoperante por qualquer motivo. Já os 10 pedidos que são adicionados em intervalos de aproximadamente 1 minuto, buscam representar a demanda que vai surgindo durante o turno de trabalho, exigindo então que o sequenciamento seja feito de modo *on-line*, conforme definido na seção 2.2.4. Os pedidos criados são para a produção do produto definido, com um número aleatório de peças. Para os pedidos também são sorteados prazos de entrega que deverão ser atendidos. As aleatoriedades de produto, demanda e processo são explicadas na seção seguinte.

4.7 VARIABILIDADES REPRESENTADAS

Na proposta de aplicação estão presentes diversas fontes de variabilidades, que tornam o problema estocástico e mais próximo de situações reais, são elas:

- Tipo, posição e quantidade de peças no produto

Conforme explicado, o produto em questão pode ser montado em milhões de configurações diferentes. No cenário proposto para a realização dos testes o número de peças em 'I' que irão compor o produto é sorteado no intervalo uniforme entre 5 e 15, e o número de peças em 'L' é sorteado também em um intervalo uniforme entre 1 e 4 peças. Após a definição das quantidades de peças, os tipos posições e orientações são definidos aleatoriamente.

- Diferentes prazos de entrega

Para os pedidos que compõe o lote inicial de 10 peças, o prazo de entrega é sorteado no intervalo uniforme entre 1 e 10 minutos. Já para os pedidos que são criados no modo *on-line*, o prazo de entrega é sorteado no intervalo entre 1 e 5 minutos, contados a partir do momento de criação do pedido.

- Diferentes intervalos entre as chegadas de novos pedidos

Os 10 pedidos *on-line* são criados em intervalos aleatórios de tempo, ajustados em uma distribuição negativa exponencial com $\lambda=1$ minuto.

- Qualidade

Como o processo de montagem é manual, podem ocorrer erros por parte do operador. Tais erros possuem comportamento estocástico e acrescentam variabilidades ao processo.

- Tempos de produção

Também decorrentes da natureza manual do processo, as variações no tempo de produção também inserem variabilidades ao processo, dificultando a definição da melhor estratégia a ser utilizada.

Todas as variabilidades listadas nesta seção buscam aproximar o problema de situações práticas, encontradas em sistemas produtivos reais. Foram representadas variabilidades internas e externas, decorrentes da demanda, dos clientes, dos produtos, do operador e do processo.

4.8 LIMITAÇÕES DA PROPOSTA

Durante o desenvolvimento da proposta de aplicação, foram encontradas duas limitações práticas. A primeira é relacionada ao fato de que a quantidade de peças e tabuleiros disponíveis só permitia a montagem de um produto por vez. Para contornar essa limitação, assim que o produto passava pelo controle de qualidade, o mesmo era desmontado para que as peças pudessem ser utilizadas para atender o pedido seguinte. A segunda limitação encontrada foi uma restrição na versão acadêmica do *software* de simulação utilizado. Em tal versão não está disponível o módulo dos objetos que são necessários para estabelecer uma conexão direta com a câmera de inspeção. Tal limitação foi contornada com o desenvolvimento de um programa de computador que atua como um intermediário entre o DT construído no *software* de simulação, e a câmera de inspeção utilizada. O programa foi construído utilizando-se a linguagem de programação Python 3.10, e pode ser observado no Apêndice C. Embora tal

programa introduza um pequeno atraso na comunicação, tal atraso foi considerado desprezível.

4.9 EXPERIMENTOS

Para realização de testes o cenário definido na sessão 4.6 foi executado 5 vezes, em todos os testes o trabalhador operou com auxílio do IHM, seguindo o procedimento de trabalho descrito na sessão 4.2. e obedecendo à sequência de produção definida pelo DT. Em cada teste foram montados 20 produtos, totalizando 100 unidades aleatórias montadas em todos os testes.

Em todos os testes realizados, o DT foi configurado para otimizar o critério de desempenho $\sum L_j$ (atraso total). Tal critério foi escolhido pelo fato de que mesmo em condições determinísticas, e nos problemas de máquina única como é o caso da proposta em questão, a otimização deste critério resulta em um problema do tipo NP-Difícil, (BRAGA-SANTOS *et al.*, 2022) classe de problemas em que ainda não se conhece uma maneira de obter a resposta ótima em tempo polinomial. Também pode-se argumentar que os tempos de atraso frequentemente estão associados a multas contratuais, proporcionais ao atraso observado, e, portanto, a redução de $\sum L_j$ resulta em menores despesas para uma organização.

O experimento proposto pode ser classificado, conforme a notação de Pinedo (2008), como sendo do tipo $1/20/\sum L_j$, o problema é ainda classificado como sendo um problema de sequenciamento *on-line*, estocástico e dinâmico. A explicação de tais classificações, pode ser encontrada na seção 2.2.1.

Ao final do processo de montagem de todas as peças em uma rodada, os tempos de atraso foram calculados e somados. Também foram coletadas informações sobre os tipos de pedidos que foram sorteados, os prazos de entrega e as datas de chegada de todos os pedidos. Também foi coletado o tempo que o operador

gastou para montar cada um dos pedidos, inclusive os pedidos que foram montados incorretamente.

Como o modelo opera em condições estocásticas e com diversas fontes de variabilidades, a comparação com outros métodos de sequenciamento não pode ser feita de maneira direta, pois não se pode garantir que as mesmas aleatoriedades que ocorreram durante a execução de um método, ocorrerão com a mesma intensidade durante o uso de outro. Entretanto, pode-se replicar as condições observadas em um experimento e simular os resultados que seriam observados caso outros métodos de sequenciamento estivessem sendo utilizados. A próxima sessão explica como tal comparação foi realizada.

4.10 COMPARAÇÃO ENTRE O DT E OUTROS MÉTODOS DE SEQUENCIAMENTO

Para a comparação do desempenho obtido pelo DT, e o desempenho que seria obtido caso outro método fosse utilizado, utilizou-se um modelo de simulação, que foi programado para replicar as mesmas condições aleatórias que foram apresentadas ao DT em cada um dos 5 testes realizados. Buscou-se imitar e replicar os fatos aleatórios ocorridos durante os testes com o DT, porém utilizando outro método para a escolha da sequência de produção.

Com todas as informações coletadas durante a montagem dos produtos nos 5 testes, foi possível realizar a comparação entre o resultado obtido com o DT e o resultado que seria obtido caso outro método de sequenciamento fosse utilizado. As informações coletadas que permitiram tal comparação foram:

- O tempo gasto para montar cada uma das 20 peças;
- Os 10 pedidos que estavam disponíveis no início dos testes, a quantidade de peças em cada um deles, e o prazo de entrega que foi sorteado;
- O tempo exato em que novos pedidos foram feitos, assim como a quantidade de peças nesses pedidos e os respectivos prazos de entrega;

- O número de vezes em que um determinado pedido foi montado errado pelo trabalhador.

Para comparação de resultados, o modelo de simulação foi programado para que, ao invés de sortear pedidos, prazos e tempos, replicasse a mesma situação que foi sorteada no cenário em que os testes foram realizados. A diferença é que a sequência passou a ser definida não mais pelo DT, mas sim por um método previamente estabelecido.

A única fonte de variabilidade que se manteve presente, foi a variação nos tempos de montagem de peças. Entretanto, mesmo essa variabilidade foi mantida nos níveis observados durante a execução dos testes com o DT. Para obter tal comportamento utilizou-se a informação relativa ao tempo de produção, e que foi coletada durante os testes. Os tempos coletados dos 20 produtos que foram produzidos, foram então divididos pelo número de peças que compunham tal pedido, e com isso foi possível obter o tempo médio gasto pelo trabalhador para montar uma única peça de um determinado pedido, conforme apresentado na equação 1.

$$\overline{tu}_i = \frac{t_i}{n_i} \quad (1)$$

Onde:

\overline{tu}_i : tempo médio para montar uma peça do pedido i

t_i : tempo gasto para montar todas as peças do pedido i

n_i : número de peças no pedido i

A média do tempo médio dos 20 produtos foi então calculada e denominada $\bar{t}_{unitário}$, conforme exposto na equação 2.

$$\bar{t}_{unitário} = \frac{\sum_{i=1}^{20} \overline{tu}_i}{20} \quad (2)$$

Onde:

$\bar{t}_{unitário}$: *Tempo médio unitário*

$\bar{t}u_i$: *tempo médio para montar uma peça do pedido i (equação 1)*

Para calcular a variabilidade associada ao tempo de montagem, foi calculado também o desvio padrão dos valores de $\bar{t}u_i$, e o quadrado deste valor foi denominado 'variância unitária', conforme apresentado na equação 3.

$$s^2_{unitária} = \frac{\sum_{i=1}^{20} (\bar{t}u_i - \bar{t}_{unitário})^2}{20 - 1} \quad (3)$$

Onde:

$s^2_{unitária}$: *variância unitária*

$\bar{t}u_i$: *tempo médio para montar uma peça do pedido i (equação 1)*

$\bar{t}_{unitário}$: *Tempo médio unitário (equação 2)*

O modelo de simulação foi então programado para sequenciar a produção de acordo com o critério escolhido, e o tempo utilizado para simular a montagem de um produto foi então sorteado de modo a obedecer a uma distribuição logarítmica normal, tendo como média o valor de $\bar{t}_{unitário}$ multiplicado pelo número de peças que compõe o pedido, e o desvio padrão calculado como sendo a raiz do produto entre $s^2_{unitária}$, e o número de itens que compõe tal pedido. A fórmula para obtenção do tempo de produção utilizado na simulação pode ser observada na equação 4.

$$t'_i = \text{Lognormal}(\bar{t}_{unitário} * n_i, \sqrt{s^2_{unitária} * n_i}) \quad (4)$$

Onde:

t'_i : *Tempo utilizado na simulação para montar todas as peças do pedido i*

$\bar{t}_{unitário}$: *Tempo médio unitário (equação 2)*

n_i : número de peças que compõe o pedido i

$s^2_{unitária}$: variância unitária (equação 3)

O desempenho do DT foi comparado com o desempenho que seria obtido com a utilização exclusiva dos métodos: FIFO; SPT; EDD; CR e algoritmo Moore-Hodgson. Em todos os casos o valor apresentado para o atraso total $\sum L_j$, é a média obtida após a execução de 30 replicações do modelo. Os resultados são apresentados na sessão seguinte.

4.11 RESULTADOS

Foram realizadas comparações entre o resultado obtido pelo DT, e o resultado que seria obtido com o uso exclusivo dos métodos FIFO, SPT, EDD, CR e algoritmo Moore-Hodgson.

Na Figura 33 é possível observar o desempenho obtido com o Gêmeo Digital (DT) e o desempenho que seria obtido com o uso de outro método (valores menores são melhores). A linha laranja indica, em minutos, o somatório do tempo de atraso que foi obtido sequenciando a produção conforme sugestões do DT. As barras azuis mostram o valor que foi obtido com o uso de diferentes técnicas de sequenciamento, por fim os valores sobre as barras indicam a diferença percentual entre o valor obtido com o método e o valor obtido com o DT.

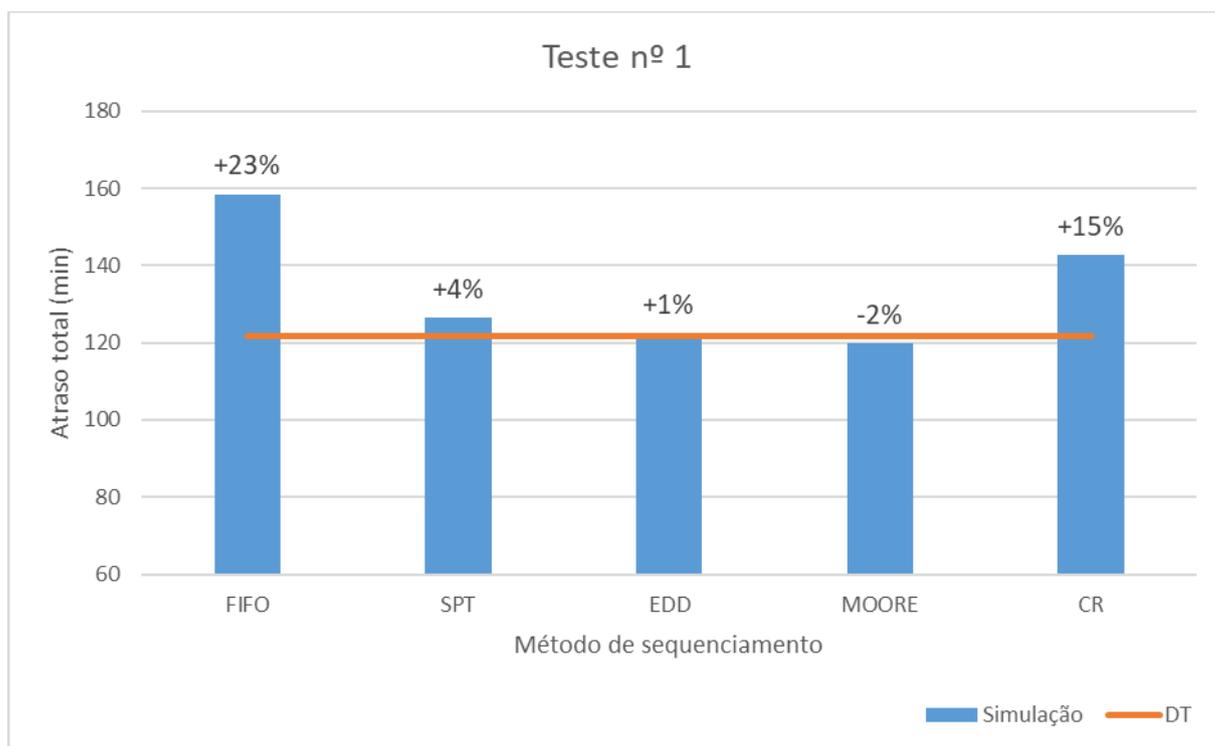


Figura 33: Resultados do teste nº1

Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura 33 é possível observar que o DT obteve um tempo de atraso menor que a maioria dos métodos, sendo que apenas o algoritmo Moore-Hodgson obteve um desempenho melhor.

A Figura 34 apresenta os resultados obtidos no segundo teste. Os valores aleatórios sorteados para o segundo teste fizeram com que todos os métodos apresentassem tempos de atraso inferiores aos observados no primeiro teste. Neste cenário o sequenciamento com uso do DT se mostrou a melhor opção, sendo que o método SPT apresentou resultado semelhante, porém inferior.

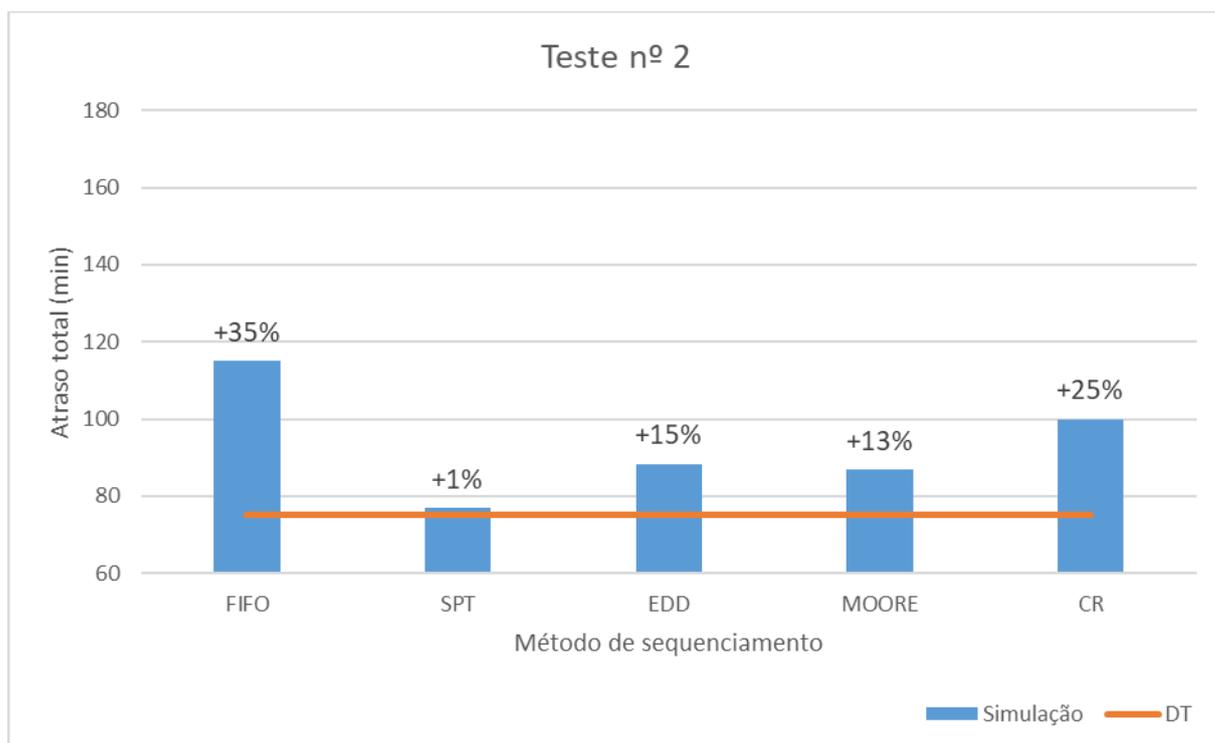


Figura 34: Resultados do teste nº2

Fonte: Elaborado pelo autor

A Figura 35 apresenta os resultados do teste nº3, no qual novamente o DT apresentou desempenho superior a todos os outros métodos, dessa vez com uma diferença de 10% em relação ao segundo melhor método (SPT).

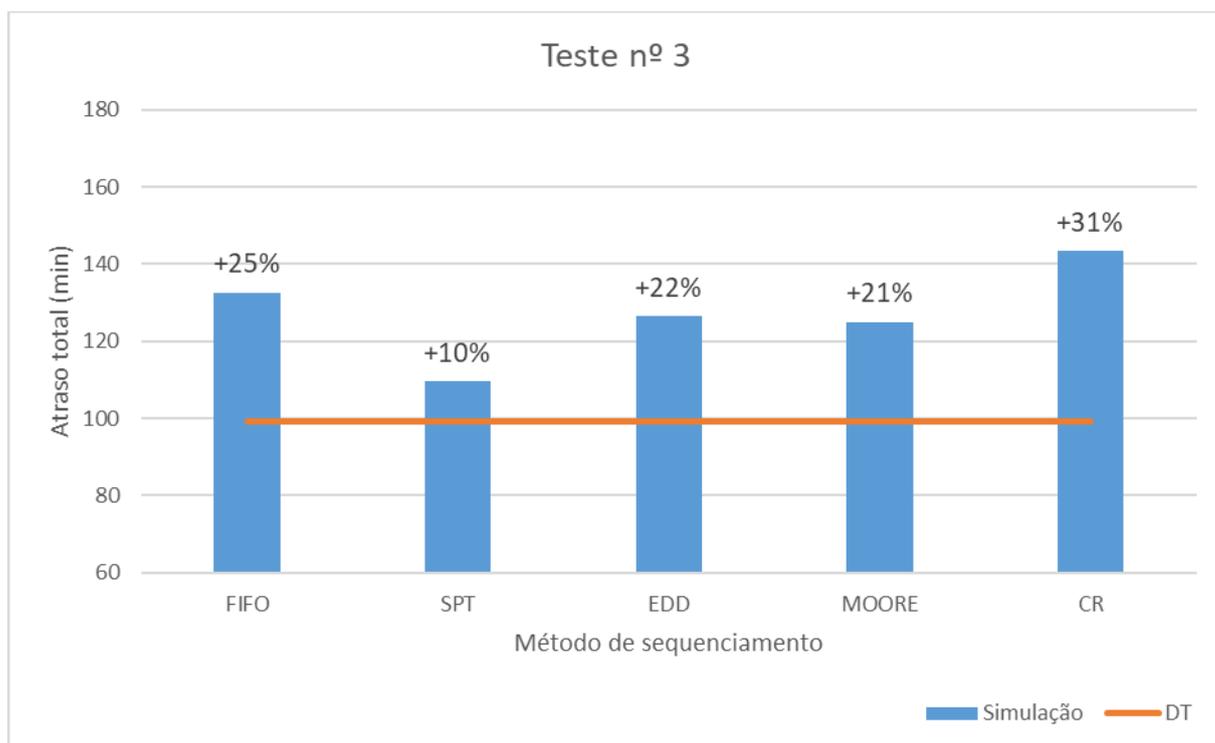


Figura 35: Resultados do teste nº3

Fonte: Elaborado pelo autor

A Figura 36 e a Figura 37 apresentam respectivamente os resultados dos testes 4 e 5. Em ambos os casos o DT foi capaz de sequenciar a produção de modo a obter um resultado melhor do que seria obtido com o uso de outros métodos. No teste nº 5 foram obtidos tempos de atraso elevados em todos os métodos. Isso pode ter ocorrido pois os valores aleatórios sorteados geraram muitos pedidos complexos (com muitas peças), ou os prazos de entrega sorteados foram muito pequenos. De qualquer modo, em ambos os casos, o DT superou o desempenho de todas as alternativas testadas.

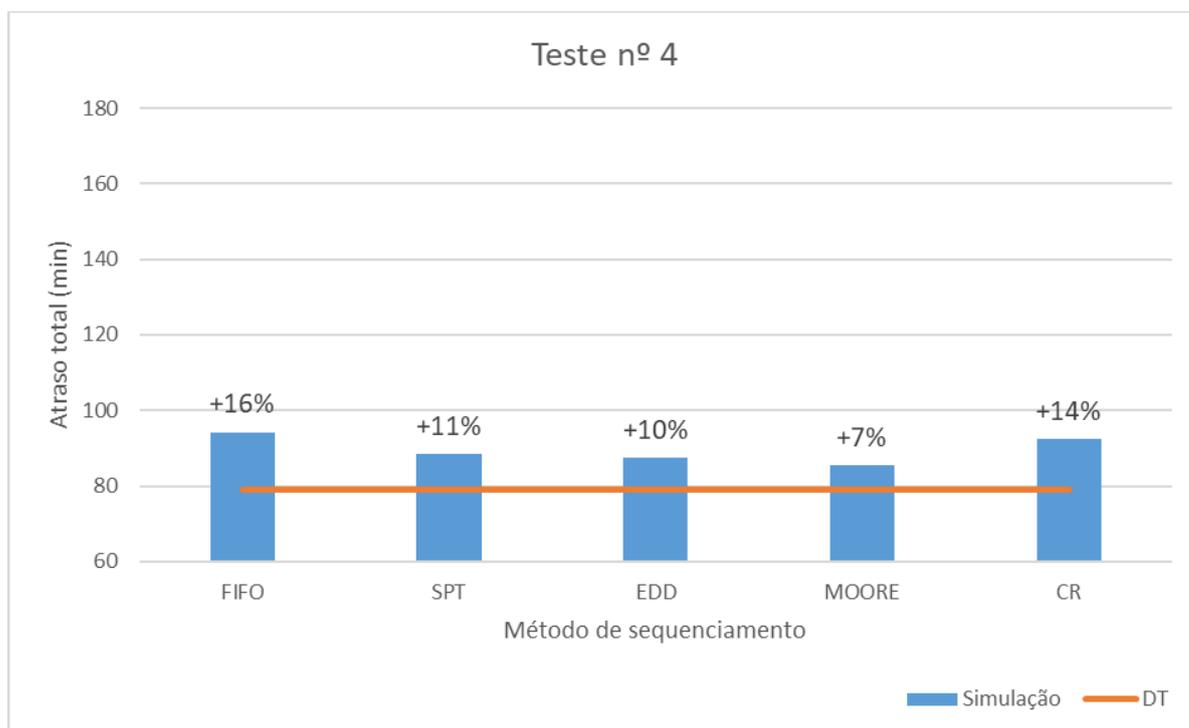


Figura 36: Resultados do teste nº4

Fonte: Elaborado pelo autor

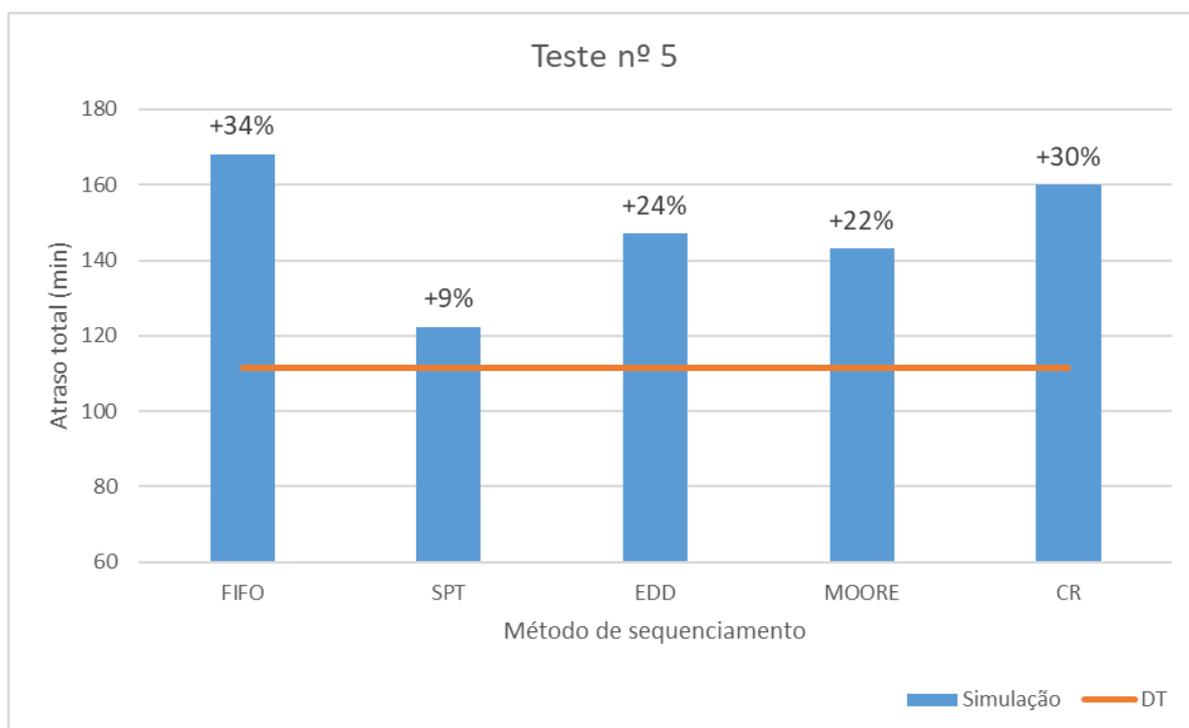


Figura 37: Resultados do teste nº5

Fonte: Elaborado pelo autor

Observa-se, pelos resultados dos testes, que o DT foi capaz de sequenciar a produção de modo a obter tempos de atraso inferiores. Apenas no teste nº1 o DT apresentou desempenho inferior ao que seria obtido com o uso do algoritmo Moore-Hodgson, entretanto tal algoritmo se mostrou inferior em todos os outros testes realizados.

5. CONCLUSÕES

O DT construído a partir do modelo proposto, se mostrou viável, conforme observado nos resultados. A utilização do DT para sequenciamento de produção possibilitou a escolha de melhores sequências de produção. Também é possível concluir que o DT, com o uso da técnica de simulação de sistemas, foi capaz de mensurar as consequências advindas das aleatoriedades, e tomar decisões sobre o sequenciamento de produção, de modo a mitigar os efeitos de tais aleatoriedades, evidenciando então a aplicabilidade e viabilidade do modelo proposto.

Destaca-se que, além do modelo de sequenciamento com uso de DT, também foi possível validar o ciclo de vida elaborado e apresentado na Figura 21, que destaca as etapas necessárias para a construção de um modelo de simulação, a ser utilizado como DT. Tal figura também é resultado da pesquisa elaborada nesta tese, e poderá ser utilizada como auxílio à elaboração de DT de processos produtivos em diversas áreas.

Durante a construção do modelo proposto, percebeu-se também que o mesmo pode servir de base para o desenvolvimento de outras técnicas e análises. Os tempos de produção coletados, e as estimativas dos tempos dos produtos ainda não produzidos, poderiam servir para oferecer ao cliente uma previsão mais precisa de quando o produto estará pronto. Já o histórico do tempo de montagem das peças, poderia servir para análises de variabilidades e mensuração do desempenho de cada trabalhador, possibilitando melhores estimativas sobre a capacidade de produção de um setor ou processo.

5.1 DIFICULDADES ENCONTRADAS

Como principais dificuldades encontradas, pode-se listar a necessidade de se realizar centenas de simulações diferentes, ao mesmo tempo em que o DT se mantém sincronizado com o processo real. No modelo apresentado tal

dificuldade foi contornada fazendo com que as máquinas que simulam a produção apenas somassem os valores dos tempos de processamento estimados, com base na sequência que se está simulando. Entretanto, o DT de modelos mais complexos pode exigir uma abordagem diferente. Em um cenário ideal, os softwares de simulação DES deveriam ser construídos de modo a permitir ou facilitar a utilização do modelo elaborado, como um DT do processo simulado.

5.2 RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Recomenda-se que trabalhos futuros explorem a aplicação do modelo proposto em um cenário com um número maior de máquinas, produtos e processos. Também se recomenda que o modelo seja aplicado em processos que realizem o controle de qualidade com a utilização de outros equipamentos, que não apenas a câmera de inspeção visual. No Gêmeo Digital construído, as estimativas para o tempo de produção são feitas com base no tempo observado que o trabalhador gastou para montar um produto similar, entretanto, tal estimativa não considera uma possível alteração no ritmo de trabalho, que possa existir devido a fadiga ou outros componentes. Talvez, trabalhos futuros possam realizar a estimativa do tempo com base em uma média ponderada, de modo a atribuir um peso maior para o tempo dos últimos produtos que foram montados. Cabe também uma análise sobre o desempenho do modelo proposto quando comparado com outras técnicas de sequenciamento, que não as utilizadas no experimento executado, e também quando outras variáveis são utilizadas para mensurar os resultados.

BIBLIOGRAFIA

AGARWAL, H.; AGARWAL, R. First Industrial Revolution and Second Industrial Revolution: Technological differences and the differences in banking and financing of the firms. **Saudi Journal of Humanities and Social Sciences**, 2017.

ALAM, K. M.; EL SADDIK, A. C2PS: A digital twin architecture reference model for the cloud-based cyber-physical systems. **IEEE Access**, 2017. 2050-2062.

ALIPOUR, M.; MOHAMMADI-IVATLOO, B.; MORADI-DALVAND, M.; ZARE, K. Stochastic scheduling of aggregators of plug-in electric vehicles for participation in energy and ancillary service markets. **Energy**, 2017.

ANCARANI, A.; DI MAURO, C. Reshoring and Industry 4.0: how often do they go together? **IEEE Engineering Management Review**, 2018.

AQLAN, F.; AHMED, A.; ASHOUR, O.; SHAMSAN, A.; HAMASHA, M. M. An approach for rush order acceptance decisions using simulation and multi-attribute utility theory. **European Journal of Industrial Engineering**, 2017.

BARBOSA, E. D. S.; GONÇALVES, M. C.; SILVA, M. F. D. S. D.; PEREIRA, F. H. Avaliação de regras de sequenciamento da produção em ambientes Job shop e Flow shop por meio de simulação computacional. **Exacta**, 2012. 70-81.

BEREGI, R.; SZALLER, Á.; KÁDÁR, B. Synergy of multi-modelling for process control. **IFAC-PapersOnLine**, 2018.

BRAGA-SANTOS, S.; BARROSO, G.; PRATA, B. A size-reduction algorithm for the order scheduling problem with total tardiness minimization. **Journal of Project Management**, 2022.

BRITO, A. E. S. C.; TEIXEIRA, J. M. F. **Simulação por Computador. Fundamentos e Implementação de Código em C e C++**. 1ª. ed. [S.l.]: Publindústria, 2001.

CANON, L. C.; CHANG, A. K. W.; ROBERT, Y.; VIVIEN, F. Scheduling independent stochastic tasks under deadline and budget constraints. **The International Journal of High Performance Computing Applications**, 2020.

CHANDRA, H. S.; KUMAR, Y. A.; SRINATH, M. S.; GOPAL, M. Effect of Buffers and Robot in a Converging and Diverging Conveyor System for a Production Operation through Simulation Approach. **Materials Today: Proceedings 5**, 2018.

CHEN, C.; PENNA, P.; XU, Y. Online scheduling of jobs with favorite machines. **Computers & Operations Research**, 2020.

- CHERAGHI, S. H.; DADASHZADEH, M.; SOPPIN, M. Comparative analysis of production control systems through simulation. **Journal of Business & Economics Research (JBER)**, 2008.
- CHIU, M.-C.; TSAI, C.-H. Design a personalised product service system utilising a multi-agent system. **Advanced Engineering Informatics**, 2020.
- CHWIF, L. Redução de modelos de simulação de eventos discretos na sua concepção: uma abordagem causal. **Tese de Doutorado apresentada à Escola Politécnica de São Paulo**, São Paulo, 1999.
- CHWIF, L.; MEDINA, A. C. **Modelagem e simulação de eventos discretos: teoria & aplicações**. 4ª. ed. São Paulo: Elsevier, 2015.
- CNI. Competitividade Brasil 2019-2020. **Conderação Nacional da Indústria**, 2020. Disponível em: <https://static.portaldaindustria.com.br/media/filer_public/ca/fc/cafc2274-9785-40db-934d-d1248a64dd94/competitividadebrasil_2019-2020_v1.pdf>. Acesso em: 22 mai. 2022.
- CNI. Produtividade na Indústria. **Confederação Nacional da Indústria**, 2021. ISSN 2674-8967. Disponível em: <https://static.portaldaindustria.com.br/media/filer_public/db/7e/db7e82fc-0e3c-47fc-81df-5d3435047005/produtividade_na_industria_outubro-dezembro_2021.pdf>. Acesso em: 22 mai. 2022.
- COBO, M. J.; LÓPEZ-HERRERA, A. G.; HERRERA-VIDEIRA, E.; HERRERA, F. An approach for detecting, quantifying, and visualizing the evolution of a research field: A practical application to the fuzzy sets theory field. **Journal of informetrics**, 2011.
- COHEN, Y.; NASERALDIN, H.; CHAUDHURI, A.; PILATI, F. Assembly systems in Industry 4.0 era: a road map to understand Assembly 4.0. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, 2019.
- COX, J. H.; MIZE, J. H. Essentials of simulation. **Prentice-Hall International series in industrial engineering and management science**, 1968.
- CRNJAC, M.; VEŽA, I.; BANDUKA, N. From concept to the introduction of industry 4.0. **International Journal of Industrial Engineering and Management**, 2017.
- DALENOGARE, L. S.; BENITEZ, G. B.; AYALA, N. F.; FRANK, A. G. The expected contribution of Industry 4.0 technologies for industrial performance. **International Journal of Production Economics**, 2018. 383-394.
- DEGHANIMOHAMMADABADI, M.; KEYSER, T. K.; CHERAGHI, S. H. A novel Iterative Optimization-based Simulation (IOS) framework: An effective tool to optimize system's performance. **Computers & Industrial Engineering**, 2017.

DENKENA, B.; DITTRICH, M. A.; KEUNECKE, L.; WILMSMEIER, S. Continuous modelling of machine tool failure durations for improved production scheduling. **Production Engineering**, 2020.

DOLGOV, V. A.; ARKHANGELSKII, V. E.; NIKISHECHKIN, P. A. Method of Analysis of Production and Logistics Systems of Discrete Production Based on Product-Process-Resource Model, External Module for Manufacturing Control Logic and Simulation of Work Execution. **International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies (FarEastCon) - IEEE**, 2020.

DRATH, R.; HORCH, A. Industrie 4.0: hit or hype? **Industrial Electronics Magazine**, 2014.

EDIS, R. S.; ORNEK, A. Simulation analysis of lot streaming in job shops with transportation queue disciplines. **Simulation Modelling Practice and Theory**, 2009. 442-453.

ENGELMANN, A.; SCHWABE, G. Enabling Workers to Enter Industry 4.0: A Layered Mobile Learning Architecture. **Proceedings of the 51st Hawaii International Conference on System Sciences**, 2018.

EROL, S.; JÄGER, A.; HOLD, P.; OTT, K.; SIHN, W. Tangible Industry 4.0: a scenario-based approach to learning for the future of production. **Procedia CIRP**, 2016. 13-18.

FANG, Y. et al. Digital-Twin Based Job Shop Scheduling towards Smart Manufacturing. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, 2019.

FELDT, J.; KOUROUKLIS, T.; KONTNY, H.; WAGENITZ, A. Digital twin: revealing potentials of real-time autonomous decisions at a manufacturing company. **Procedia CIRP 88**, 2020.

FORTE, S. H. A. C. **Manual de elaboração de tese, dissertação e monografia**. 4^a. ed. Fortaleza: Unifor, 2004.

FRAMINAN, J. M.; GONZALEZ, P. P.; VIAGAS, V. F. Deterministic assembly scheduling problems: A review and classification of concurrent-type scheduling models and solution procedures. **European Journal of Operational Research**, 2019a.

FRAMINAN, J. M.; GONZALEZ, P. P.; VIAGAS, V. F. Using real-time information to reschedule jobs in a flowshop with variable processing times. **Computers & Industrial Engineering**, 2019b.

FU, Y.; DING, J.; WANG, H.; WANG, J. Two-objective stochastic flow-shop scheduling with deteriorating and learning effect in Industry 4.0-based manufacturing system. **Applied Soft Computing**, 2018.

GALVÃO, M. C. B.; PLUYE, P.; RICARTE, I. L. M. Métodos de pesquisa mistos e revisões de literatura mistas conceitos, construção e critérios de avaliação. **InCID: Revista de Ciência da Informação e Documentação**, 2017.

GARCIA, D.; TLAHIG, H.; BETTAYEB, B.; SAHNOUN, M. H. Evaluation of Dispatching Rules Performance for a DJSSP: Towards their Application in Industry 4.0. **1st International Conference On Cyber Management And Engineering (CyMaEn)**, IEEE, 2021.

GEBAUER, H.; PAIOLA, M.; SACCANI, N.; RAPACCINI, M. Digital servitization: Crossing the perspectives of digitization and servitization. **Industrial Marketing Management**, 2020.

GEHRMANN, C.; GUNNARSSON, M. A digital twin based industrial automation and control system security architecture. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, 2019.

GERHARDT, T. E.; SILVEIRA, D. T. **Métodos de Pesquisa**. 1ª. ed. Porto Alegre: UFRGS, 2009.

GIL, A. C. Métodos e técnicas de pesquisa social. **Atlas**, 2008.

GRAESSLER, I.; PÖHLER, A. Integration of a digital twin as human representation in a scheduling procedure of a cyber-physical production system. **IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)**, 2017.

GRIEVES, M. Digital twin: Manufacturing excellence through virtual factory replication. **White paper**, 2014. 1-7.

GUO, D.; LI, M.; ZHONG, R.; HUANG, G. Q. Graduation Intelligent Manufacturing System (GiMS): an Industry 4.0 paradigm for production and operations management. **Industrial Management & Data Systems**, 2020.

GUPTA, D.; MARAVELIAS, C. T. On the design of online production scheduling algorithms. **Computers & Chemical Engineering**, 2019.

HARREL, C. R.; MOTT, J. R.; BATEMAN, R. E.; BOWDEN, R. G.; GOGG, T. J. **Simulação: otimizando os sistemas**. [S.l.]: IMAM, 2002.

HAVARD, V.; JEANNE, B.; LACOMBLEZ, M.; BAUDRY, D. Digital twin and virtual reality: a co-simulation environment for design and assessment of industrial workstations. **Production & Manufacturing Research**, 2019.

HEGER, J.; GRUNDSTEIN, S.; FREITAG, M. Online-scheduling using past and real-time data. An assessment by discrete event simulation using exponential smoothing. **CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology**, 2017.

HERMANN, M.; PENTEK, T.; OTTO, B. Design principles for industrie 4.0 scenarios. **49th Hawaii international conference on system sciences (HICSS)**, 2015. 3928-3937.

- HIMMICHE, S.; MARANGÉ, P.; AUBRY, A.; PÉTIN, J.-F. Robust production scheduling under machine failures - A DES based evaluation approach. **IFAC-PapersOnLine**, 51, no. 7, 2018.
- HOFMANN, E.; RÜSCH, M. Industry 4.0 and the current status as well as future prospects on logistics. **Computers in industry**, 2017. 23-34.
- HONG, T.-Y.; CHIEN, C.-F. A simulation-based dynamic scheduling and dispatching system with multi-criteria performance evaluation for Industry 3.5 and an empirical study for sustainable TFT-LCD array manufacturing. **International Journal of Production Research**, 2020.
- HSU, Y.-P.; HUANG, Y.-C.; SHIEH, S.-L. Scheduling Stochastic Real-Time Jobs In Unreliable Workers. **2020 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)**, 2020.
- HUSSAIN, M. S.; ALI, M. A Multi-agent Based Dynamic Scheduling of Flexible Manufacturing Systems. **Global Journal of Flexible Systems Management**, 2019.
- IBGE. Pesquisa Industrial Mensal - Produção Física - PIM-PF. **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística**, 2022a. Disponível em: <<https://sidra.ibge.gov.br/tabela/3650>>. Acesso em: 17 mar. 2022.
- IBGE. Índice de Preços ao Produtor. **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística**, 2022b. Disponível em: <<https://sidra.ibge.gov.br/tabela/6723>>. Acesso em: 27 mar. 2022.
- IQBAL, R.; DOCTOR, F.; MORE, B.; MAHMUD, S.; YOUSUF, U. Big data analytics: Computational intelligence techniques and application areas. **Technological Forecasting and Social Change**, 2020.
- JACKSON, J. R. Scheduling a production line to minimize maximum tardiness. **Management Science Research Project**, 1955.
- JAIN, S.; FOLEY, W. J. Dispatching strategies for managing uncertainties in automated manufacturing systems. **European Journal of Operational Research**, 2016. 328-341.
- KAGERMANN, H.; WAHLSTER, W.; HELBIG, J. Recommendations for Implementing the Strategic Initiative INDUSTRIE 4.0. Final Report of the Industrie 4.0 Working Group. **Acatech, Deutsche Akademie der Technikwissenschaften**, 2013.
- KIM, T.; CHOI, B. K. Production system-based simulation for backward on-line job change scheduling. **Simulation Modelling Practice and Theory**, 2014. 12-27.

KIM, T.; KIM, Y.-W.; CHO, H. A simulation-based dynamic scheduling model for curtain wall production considering construction planning reliability. **Journal of Cleaner Production**, 2021.

KIRAN, A. S.; SMITH, M. L. Simulation studies in job shop scheduling—I a survey. **Computers & Industrial Engineering** **8.2**, 1984. 87-93.

KOLBERG, D.; ZÜHLKE, D. Lean automation enabled by industry 4.0 technologies. **IFAC-PapersOnLine**, 2015. 1870-1875.

KOULOURIS, A.; MISAILIDIS, N.; PETRIDES, D. Applications of process and digital twin models for production simulation and scheduling in the manufacturing of food ingredients and products. **Food and Bioprocess Processing**, 2021.

LA NEVE, A. Busca da melhoria na produtividade de uma pequena indústria moveleira, utilizando o auxílio da simulação computacional. **Dissertação de mestrado apresentada ao Centro Universitário FEI**, São Bernardo do Campo, 2011.

LASI, H.; FETTKE, P.; KEMPER, H. G.; FELD, T.; HOFFMANN, M. Industry 4.0. **Business & information systems engineering**, 2014.

LAW, A. M.; KELTON, W. D. **Simulation Modeling and Analysis**. 2^a. ed. New York: McGraw-Hill, 2000.

LEUNG, J. Y. T.; LI, H.; PINEDO, M. Scheduling orders for multiple product types with due date related objectives. **European Journal of Operational Research**, 2006. 370-389.

LI, X.; ZHANG, C. Some new trends of intelligent simulation optimization and scheduling in intelligent manufacturing. **Service Oriented Computing and Applications**, 2020.

LI, Z. MULTI-TASK SCHEDULING OPTIMIZATION IN SHOP FLOOR BASED ON UNCERTAINTY THEORY ALGORITHM. **Academic Journal of Manufacturing Engineering**, 2019.

LIAO, Y.; DESCHAMPS, F.; LOURES, E. D. F. R.; RAMOS, L. F. P. Past, present and future of Industry 4.0 - a systematic literature review and research agenda proposal. **International Journal of Production Research**, 2017.

LIM, W. M. Sharing economy: a marketing perspective. **Australasian Marketing Journal (AMJ)**, 2020.

LIN, W. D.; LOW, M. Y.-H. Concept Design of a System Architecture for a Manufacturing Cyber-physical Digital Twin System. **2020 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)**, 2020.

- LIU, J. et al. CNC Machine Tool Fault Diagnosis Integrated Rescheduling Approach Supported by Digital Twin-Driven Interaction and Cooperation Framework. **IEEE Access**, 2021.
- LIU, L.-L.; WAN, X.; GAO, Z.; LI, X.; FENG, B. Research on modelling and optimization of hot rolling scheduling. **Journal of ambient intelligence and humanized computing**, 2019.
- LOPES, M. R.; COSTIGLIOLA, A.; PINTO, R.; VIEIRA, S.; SOUSA, J. M. Pharmaceutical quality control laboratory digital twin—A novel governance model for resource planning and scheduling. **International Journal of Production Research**, 2020.
- MALEKPOUR, H.; HAFEZALKOTOB, A.; KHALILI-DAMGHANI., K. Product processing prioritization in hybrid flow shop systems supported on Nash bargaining model and simulation-optimization. **Expert Systems with Applications**, 2021.
- MARCHESI, J. F.; HAMACHER, S.; FLECK, J. L. A stochastic programming approach to the physician staffing and scheduling problem. **Computers & Industrial Engineering**, 2020.
- MATHUR, P.; CHRISTOPHER LE, S.; ZYNGIER, D.; WELT, F. Robust online scheduling for optimal short-term operation of cascaded hydropower systems under uncertainty. **Journal of Process Control** **98**, 2021.
- MAYNARD, A. D. Navigating the fourth industrial revolution. **Nature nanotechnology**, 10 dez. 2015.
- MIHOUBI, B.; BOUZOUIA, B.; GAHAM, M. Reactive scheduling approach for solving a realistic flexible job shop scheduling problem. **International Journal of Production Research**, 2020.
- MODESTI, D. P. H.; FERNANDES, E. C.; BORSATO, M. Production Planning and Scheduling Using Machine Learning and Data Science Processes. **SPS2020**, 2020.
- MOKYR, J. The second industrial revolution, 1870-1914. **Storia dell'economia Mondiale**, 1998.
- MOLNAR, M.; HOUTMAN, C. The Advanced Manufacturing Partnership and The Advanced Manufacturing National Program Office. **www.energy.gov**, 2011. Disponível em:
<https://www.energy.gov/sites/prod/files/2013/11/f4/february_2012_webcast_for_industry_0.pdf>. Acesso em: 10 jul. 2020.
- MOORE, J. M. An n job, one machine sequencing algorithm for minimizing the number of late jobs. **Management science**, 1968. 102-109.

MOSCONI, F. **The new European industrial policy: Global competitiveness and the manufacturing renaissance.** 1. ed. [S.l.]: Routledge, v. 1, 2015.

MUELLER-ZHANG, Z.; ANTONINO, P. O.; KUHN, T. Integrated Planning and Scheduling for Customized Production using Digital Twins and Reinforcement Learning. **IFAC-PapersOnLine**, 2021.

MÜLLER, J. M.; BULIGA, O.; VOIGT, K.-I. Fortune favors the prepared: How SMEs approach business model innovations in Industry 4.0. **Technological Forecasting and Social Change**, 2018. 2-17.

NEGRI, E. et al. A Digital Twin-based scheduling framework including Equipment Health Index and Genetic Algorithms. **IFAC-PapersOnLine** **52**, 2019.

NEGRI, E. et al. Field-synchronized Digital Twin framework for production scheduling with uncertainty. **Journal of Intelligent Manufacturing**, 2021.

NELLES, J.; KUZ, S.; MERTENS, A.; SCHLICK, C. M. Human-centered design of assistance systems for production planning and control: The role of the human in Industry 4.0. **IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)**, 2016. 2099-2104.

OKTAVIANDRI, M.; HASSAN, A.; SHAHAROUN, A. M. Generation of look-up tables for dynamic job shop scheduling decision support tool. **IOP Conference Series: Materials Science and Engineering**, vol. 114, no. 1, IOP Publishing, 2016.

OYEBOLU, F. B.; ALLMENDINGER, R.; FARID, S. S.; BRANKE, J. Dynamic scheduling of multi-product continuous biopharmaceutical facilities A hyper-heuristic framework. **Computers & Chemical Engineering**, 2019.

OZTEMEL, E.; GURSEV, S. Literature review of Industry 4.0 and related technologies. **Journal of Intelligent Manufacturing**, 2020. 127-182.

PARISIO, A.; JONES, C. N. A two-stage stochastic programming approach to employee scheduling in retail outlets with uncertain demand. **Omega**, 2015.

PAXTON, J. Mr. Taylor, Mr. Ford, and the Advent of High-Volume Mass Production: 1900-1912. **Wayne State College, Economics & Business Journal: Inquiries & Perspective**, 2012.

PERGHER, I.; FREJ, E. A.; ROSELLI, L. R. P.; ALMEIDA, A. T. D. Integrating simulation and FITradeoff method for scheduling rules selection in job-shop production systems. **International Journal of Production Economics**, 227, 2020.

PINEDO, M. **Scheduling - Theory, Algorithms, and Systems.** 3^a. ed. [S.l.]: Springer, 2008.

PINON, O. J.; SIEDLAK, D. J.; MAVRIS, D. ENABLING THE DIGITAL FACTORY THROUGH THE INTEGRATION OF DATA-DRIVEN AND SIMULATION MODELS. **ICAS - 31st Congress of the International Council of the Aeronautical Sciences**, Belo Horizonte, 14 Setembro 2018.

PORTUGAL, L. S. Simulação de tráfego: conceitos e técnicas de modelagem, Rio de Janeiro, Interciência, 2005.

PRAUSE, M. Challenges of Industry 4.0 technology adoption for SMEs: The case of Japan. **Sustainability**, 2019.

QI, Q.; TAO, F. Digital twin and big data towards smart manufacturing and industry 4.0: 360 degree comparison. **Ieee Access**, 2018. 3585-3593.

RAGAZZINI, L.; NEGRI, E.; FUMAGALLI, L.; MACCHI, M.; KOZIOWSKI, J. Tolerance Scheduling for CPS. In **2020 IEEE Conference on Industrial Cyberphysical Systems (ICPS)**, vol. 1. IEEE, 2020.

RăILEANU, S.; BORANGIU, T.; IVĂNESCU, N.; MORARIU, O.; ANTON, F. Integrating the digital twin of a shop floor conveyor in the manufacturing control system. In **International workshop on service orientation in holonic and multi-agent manufacturing**, 2019.

RAUCH, E. et al. A Maturity Level-Based Assessment Tool to Enhance the Implementation of Industry 4.0 in Small and Medium-Sized Enterprises. **Sustainability**, 2020.

RAZA, M.; KUMAR, P. M.; HUNG, D. V.; DAVIS, W.; NGUYEN, H. T. R. A digital twin framework for industry 4.0 enabling next-gen manufacturing. **9th International Conference on Industrial Technology and Management (ICITM)**, IEEE, 2020.

RENNUNG, F.; LUMINOSU, C. T.; DRAGHICI, A. Service provision in the framework of Industry 4.0. **Procedia-social and behavioral sciences**, 2016. 372-377.

RIAHI, V.; NEWTON, M. H.; POLASH, M. M. A.; SATTAR, A. Tailoring customer order scheduling search algorithms. **Computers & Operations Research**, 2019.

ROBLEK, V.; MEŠKO, M.; KRAPEŽ, A. A complex view of industry 4.0. **Sage Open**, 2016.

ROTHER, E. T. Revisão sistemática X revisão narrativa. **Acta paulista de enfermagem**, 2007.

RUIZ, J. C. S.; BRU, J. M.; ESCOTO, R. P. Smart Digital Twin for ZDM-based job-shop scheduling. **IEEE International Workshop on Metrology for Industry 4.0 & IoT (MetroInd4.0&IoT)**, 2021.

- SAMIR, K.; MAFFEI, A.; ONORI, M. A. Real-Time asset tracking; a starting point for digital twin implementation in manufacturing. **Procedia Cirp** **81**, 2019.
- SANTOS, C. H. D.; MONTEVECHI, J. A. B.; QUEIROZ, J. A. D.; MIRANDA, R. D. C.; LEAL, F. Decision support in productive processes through DES and ABS in the Digital Twin era: a systematic literature review. **International Journal of Production Research**, 2021.
- SAURÉ, A.; BEGEN, M. A.; PATRICK, J. Dynamic multi-priority, multi-class patient scheduling with stochastic service times. **European Journal of Operational Research**, 280, n. 1, 2020.
- SCHROEDER, G. N.; STEINMETZ, C.; PEREIRA, C. E.; ESPINDOLA, D. B. Digital twin data modeling with automationml and a communication methodology for data exchange. **IFAC-PapersOnLine** **49**, 2016.
- SCHWAB, K. **The global competitiveness report**. World Economic Forum. Davos. 2019.
- SHADY, S.; KAIHARA, T.; FUJII, N.; KOKURYO, D. Automatic Design of Dispatching Rules with Genetic Programming for Dynamic Job Shop Scheduling. **IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems**, Springer, Cham, 2020.
- SHAFFRIL, H. A. M.; SAMSUDDIN, S. F.; SAMAH, A. A. The ABC of systematic literature review: The basic methodological guidance for beginners. **Quality & Quantity**, 2020.
- SILVA, E. L. D.; MENEZES, E. M. Metodologia da pesquisa e elaboração de dissertação. **Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção**, Universidade Federal de Santa Catarina, 2001.
- SILVA, R. R.; LÓPEZ, G. H. Shop-floor scheduling as a competitive advantage: A study on the relevance of cyber-physical systems in different manufacturing contexts. **International Journal of Production Economics**, 2020.
- SLACK, N.; CHAMBERS, S.; JOHNSTON, R. **Administração da produção**. 3ª. ed. São Paulo: Atlas, v. 747, 2009.
- SMITH, W. E. Various optimizers for single-stage production. **Naval Research Logistics Quarterly**, 1956. 59-66.
- SNYDER, H. Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. **Journal of Business Research**, 2019.
- SNYMAN, S.; BEKKER, J. Real-time scheduling in a sensorised factory using cloud-based simulation with mobile device access. **South African Journal of Industrial Engineering**, 28, no. 4, 2017.

- SNYMAN, S.; BEKKER, J. A real-time scheduling system in a sensorised job shop. **Proceedings of the International Conference on Competitive Manufacturing**, 2019.
- SOKOLOV, B.; IVANOV, D. Integrated scheduling of material flows and information services in industry 4.0 supply networks. **IFAC-PapersOnLine**, 2015. 1533-1538.
- SOMASHEKHARA, S. C. et al. Makespan reduction using dynamic job sequencing combined with buffer optimization applying genetic algorithm in a manufacturing system. **Math. Model. Eng. Problems**, 2019.
- SON, Y. H.; PARK, K. T.; LEE, D.; JEON, S. W.; DO NOH, S. Digital twin-based cyber-physical system for automotive body production lines. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, 2021.
- SONY, M.; NAIK, S. Industry 4.0 integration with socio-technical systems theory: A systematic review and proposed theoretical model. **Technology in Society**, 2020.
- SOTSKOV, Y. N.; SHAKHLEVICH, N. V. NP-hardness of shop-scheduling problems with three jobs. **Discrete Applied Mathematics**, 1995.
- SUBRAMANIAN, K.; MARAVELIAS, C. T.; RAWLINGS, J. B. A state-space model for chemical production scheduling. **Computers & chemical engineering**, 2012. 97-110.
- SUNG, T. K. Industry 4.0: a Korea perspective. **Technological forecasting and social change**, 2018. 40-45.
- SWAIT, J.; BEN-AKIVA, M. Incorporating random constraints in discrete models of choice set generation. **Transportation Research Part B: Methodological**, 1987. 91-102.
- SWEENEY, K. D.; II, D. C. S.; CAMPBELL, J. F. The performance of priority dispatching rules in a complex job shop: A study on the Upper Mississippi River. **International Journal of Production Economics**, 216, 2019.
- TALKHESTANI, B. A. et al. An architecture of an intelligent digital twin in a cyber-physical production system. **at-Automatisierungstechnik**, 2019.
- TAN, Q.; TONG, Y.; WU, S.; LI., D. Modeling, planning, and scheduling of shop-floor assembly process with dynamic cyber-physical interactions: a case study for CPS-based smart industrial robot production. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, 2019.
- TAO, F.; QI, Q.; LIU, A.; KUSIAK, A. Data-driven smart manufacturing. **Journal of Manufacturing Systems**, 2018. 157-169.
- TRAPPEY, A. J.; TRAPPEY, C. V.; GOVINDARAJAN, U. H.; SUN, J. J.; CHUANG, A. C. A review of technology standards and patent portfolios for

enabling cyber-physical systems in advanced manufacturing. **IEEE Access**, 2016. 7356-7382.

TSAI, W.-H.; LAN, S.-H.; LEE, H.-L. Applying ERP and MES to Implement the IFRS 8 Operating Segments: A Steel Group's Activity-Based Standard Costing Production Decision Model. **Sustainability**, 2020.

TUBINO, D. F. **Planejamento e Controle da Produção - Teoria e Prática**. 2ª ed. [S.l.]: Atlas, 2009.

TURGUT, Y.; BOZDAG, C. E. Deep Q-network model for dynamic job shop scheduling problem based on discrete event simulation. **2020 Winter Simulation Conference (WSC)**, IEEE, 2020.

VIEIRA, G. E.; KÜCK, M.; FRAZZON, E.; FREITAG, M. Evaluating the robustness of production schedules using discrete-event simulation. **IFAC-PapersOnLine 50, no. 1**, 2017.

VILLALONGA, A. et al. A decision-making framework for dynamic scheduling of cyber-physical production systems based on digital twins. **Annual Reviews in Control**, 2021.

WANG, J.; MA, Y.; ZHANG, L.; GAO, R. X.; WU, D. Deep learning for smart manufacturing: Methods and applications. **Journal of Manufacturing Systems**, 2018.

WANG, J.; WU, H.; CHEN, Y. Made in China 2025 and manufacturing strategy decisions with reverse QFD. **International Journal of Production Economics**, 2020a.

WANG, K.; CHOI, S. H. A holonic approach to flexible flow shop scheduling under stochastic processing times. **Computers & operations research**, 2014.

WANG, K.-J.; LEE, Y.-H.; ANGELICA, S. Digital twin design for real-time monitoring—a case study of die cutting machine. **International Journal of Production Research**, 2020b.

WANG, Y.; WU, Z. Digital twin-based production scheduling system for heavy truck frame shop. **Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science**, 2020a.

WANG, Y.; WU, Z. Model construction of planning and scheduling system based on digital twin. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, 2020b.

WRIGHT, L.; DAVIDSON, S. How to tell the difference between a model and a digital twin. **Advanced Modeling and Simulation in Engineering Sciences**, 2020.

WU, Y.; SONG, X.; GONG, G. Real-time load balancing scheduling algorithm for periodic simulation models. **Simulation Modelling Practice and Theory**, 2015. 123-134.

XIAO, Y.; WATSON, M. Guidance on conducting a systematic literature review. **Journal of Planning Education and Research**, 2019.

XU, L. D.; XU, E. L.; LI, L. Industry 4.0: state of the art and future trends. **International Journal of Production Research**, 2018. 2941-2962.

XU, L.-Z.; XIE, Q.-S. Dynamic Production Scheduling of Digital Twin Job-Shop Based on Edge Computing. **Journal of Information Science & Engineering**, 2021.

XU, Y.; SAHNOUN, M.; ABDELAZIZ, F. B.; BAUDRY, D. A simulated multi-objective model for flexible job shop transportation scheduling. **Annals of Operations Research**, 2020.

YAHOUNI, Z.; MEBARKI, N.; SARI, Z. Evaluation of a new decision-aid parameter for job shop scheduling under uncertainties. **RAIRO-Operations Research**, 2019.

YAN, J. et al. Research on flexible job shop scheduling under finite transportation conditions for digital twin workshop. **Robotics and Computer-Integrated Manufacturing**, 2021.

YU, H.; HAN, S.; YANG, D.; WANG, Z.; FENG, W. Job Shop Scheduling Based on Digital Twin Technology: A Survey and an Intelligent Platform. **Complexity**, 2021.

ZABOROVSKAIA, O. Social Aspects Of The Development Of The Concept "Industry 4.0": Risks And Prospects For The Transformation Of Human Resources. **International Scientific Journal "Industry 4.0"**, 2017.

ZANCHETTIN, A. M. Robust scheduling and dispatching rules for high-mix collaborative manufacturing systems. **Flexible Services and Manufacturing Journal**, 2021.

ZARANDI, M. H. F.; ASL, A. A. S.; SOTUDIAN, S.; CASTILLO, O. A state of the art review of intelligent scheduling. **Artificial Intelligence Review**, 2020.

ZHANG, H.; LIU, Q.; CHEN, X.; ZHANG, D.; LENG, J. A Digital Twin-Based Approach for Designing and Multi-objective Optimization of Hollow Glass Production Line. **IEEE Access**, 2017.

ZHANG, H.; ZHANG, G.; YAN, Q. Digital twin-driven cyber-physical production system towards smart shop-floor. **Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing**, 2019a.

ZHANG, J. et al. Bi-level dynamic scheduling architecture based on service unit digital twin agents. **Journal of Manufacturing Systems**, 2021a.

- ZHANG, J.; DING, G.; ZOU, Y.; QIN, S.; FU, J. Review of job shop scheduling research and its new perspectives under Industry 4.0. **Journal of Intelligent Manufacturing** **30**, 2019b.
- ZHANG, M.; TAO, F.; NEE, A. Y. C. Digital Twin Enhanced Dynamic Job-Shop Scheduling. **Journal of Manufacturing Systems**, 2021b.
- ZHENG, W.; XU, C.; BAO, W. Online scheduling of multiple deadline-constrained workflow applications in distributed systems. **Third International Conference on Advanced Cloud and Big Data**, IEEE, 2015.
- ZHENG, Y.; YANG, S.; CHENG, H. n application framework of digital twin and its case study. **Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing**, 2019. 1141-1153.
- ZHIFENG, L. I. U.; YUEZE, Z. H. A. N. G.; CAIXIA, Z. H. A. N. G.; JUN, Y. A. N.; SHIYAO, G. U. O. Real-time workshop digital twin scheduling platform for discrete manufacturing. **Journal of Physics: Conference Series**, 2021b.
- ZHIFENG, L.; WEI, C.; CAIXIA, Z.; CONGBIN, Y.; QIANG, C. Intelligent scheduling of a feature-process-machine tool supernetwork based on digital twin workshop. **Journal of Manufacturing Systems**, 2021a.
- ZHONG, H.; LIU, J.; CHEN, Q.; MAO, N.; YANG, X. Performance assessment of dynamic flexible assembly job shop control methods. **EEE Access**, **8**, 2020.
- ZHOU, G.; ZHANG, C.; LI, Z.; DING, K.; WANG, C. Knowledge-driven digital twin manufacturing cell towards intelligent manufacturing. **International Journal of Production Research**, 2020.
- ZHOU, L.; ZHANG, L. A dynamic task scheduling method based on simulation in cloud manufacturing. **In Theory, Methodology, Tools and Applications for Modeling and Simulation of Complex Systems**, Singapore, 2016.
- ZUPAN, H.; ŽEROVNIK, J.; HERAKOVIČ, N. Local search with discrete event simulation for the job shop scheduling problem. **Service Orientation in Holonic and Multi-Agent Manufacturing**, Springer, Cham, 2018.

APÊNDICE A – IMPLEMENTAÇÃO DO ALGORITMO MOORE-HODGSON

Implementação do algoritmo Moore-Hodgson em um objeto 'Sorter' do *software* Plant Simulation v16, utilizando a linguagem SimTalk 2.0.

```

--Versão de HODGSON do algoritmo de MOORE
var lista_ini      : table
var lista_fim      : table
var i,j            : integer
var nTotal         : integer
var nInicio        : integer
var nFim           : integer
var aux            : object
var somaDeTempos   : integer
var nAtrasado      : integer
var maiorProcTime  : integer
var nMaiorProcTime : integer

lista_ini.create
lista_fim.create

srt_MOORE.contentsList(lista_ini)
nTotal := lista_ini.YDIM

nInicio      := nTotal
nFim         := 0
somaDeTempos := 0
maiorProcTime := 0
nAtrasado    := nTotal +1

--bubble sort (sorting by Earliest Due Date)
for i:=1 to nTotal
  for j:=1 to nTotal-1
    if lista_ini[1,j].t_PrazoEntrega > lista_ini[1,j+1].t_PrazoEntrega
      aux := lista_ini[1,j]
      lista_ini[1,j] := lista_ini[1,j+1]
      lista_ini[1,j+1] := aux
    end
  next
next

```

```

while (nAtrasado /= 0 and nInicio >0)
--encontra o 1 atrasado para definir a subsequência de confronto
nAtrasado := 0
for i:=1 to nInicio
  somaDeTempos := somaDeTempos + lista_ini[1,i].t_ExecEstimado_m
  if(somaDeTempos > lista_ini[1,i].t_PrazoEntrega)
    nAtrasado := i
    exitloop
  end
end
next

if(nAtrasado /= 0) --caso tenha encontrado uma tarefa atrasada..

  for i := 1 to nAtrasado
    if lista_ini[1,i].t_ExecEstimado_m > maiorProcTime
      maiorProcTime := lista_ini[1,i].t_ExecEstimado_m
      nMaiorProcTime := i
    end
  next

  --desloca o maior procTime para o final e rearranja a lista
  aux := lista_ini[1,nMaiorProcTime]
  for i:=nMaiorProcTime to nTotal-1
    lista_ini[1,i] := lista_ini[1,i+1]
  next

  lista_ini[1,nTotal] := aux
  --reduz o tamanho da lista
  nInicio := nInicio -1
  --reseta a soma de tempos
  somaDeTempos := 0
  --reseta o maior procTime
  maiorProcTime := 0

end
end

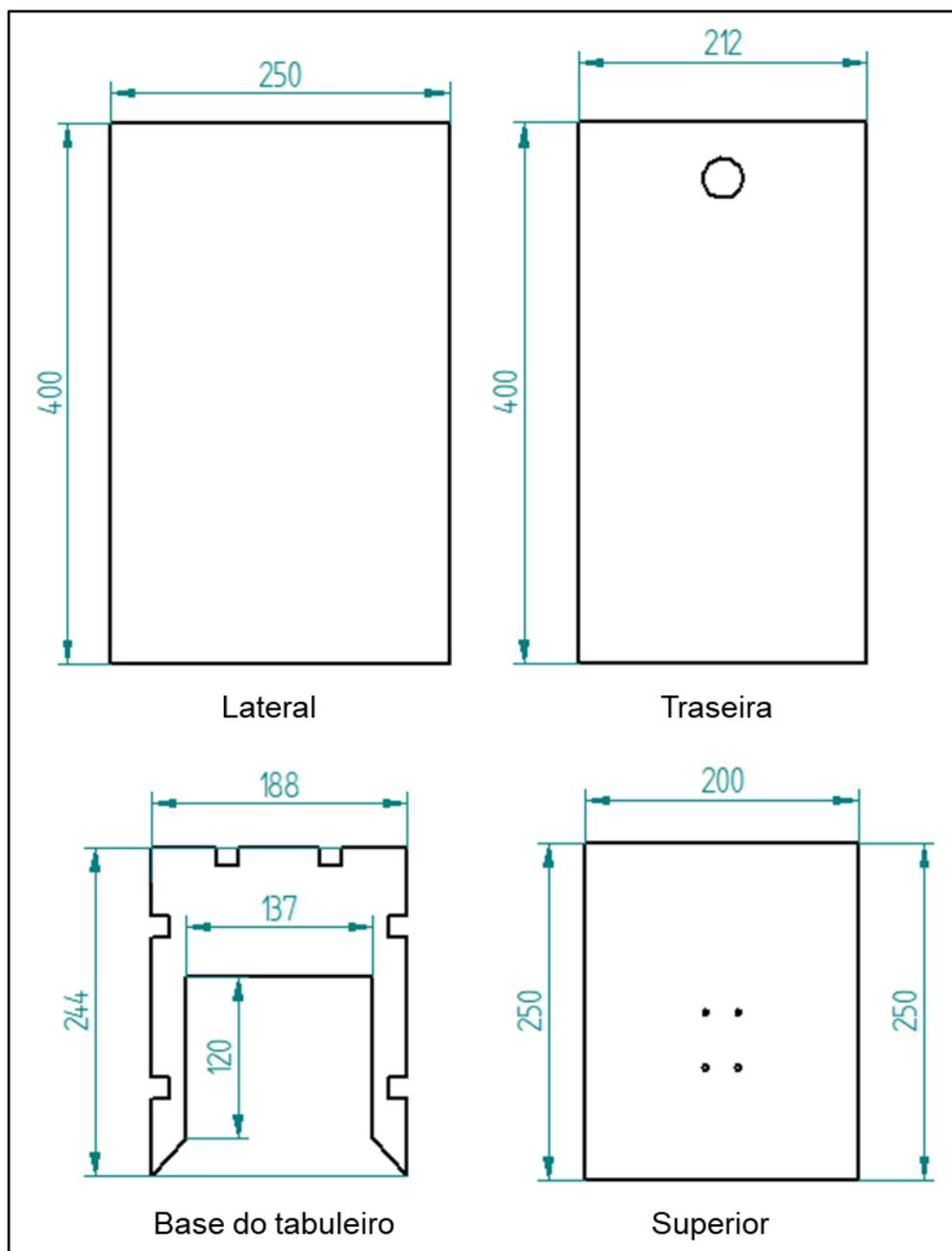
for i:=1 to nTotal
  lista_ini[1,i].moore := i
next

self.location.sort

```

APÊNDICE B – SUPORTE DA CÂMERA DE INSPEÇÃO DE QUALIDADE

Principais vistas para o suporte da câmera de inspeção. O suporte foi construído com chapas de MDF de 6mm, cordadas em máquina de corte a laser CNC.



APÊNDICE C – PROGRAMA QUE INTEGRA A CÂMERA DE INSPEÇÃO E O DT

```

import socket
import binascii
import time

TCP_IP = ''
TCP_PORT = 8080
BUFFER_SIZE = 1024

s = socket.socket(socket.AF_INET, socket.SOCK_STREAM)
try:
    s.connect((TCP_IP, TCP_PORT))
except:
    raise("Cabo de rede desconectado?")
finally:
    print("Socket conectado")

file_A = r''
file_B = r''

#-----
def conectar():
    MESSAGE = binascii.unhexlify("01000000")
    s.send(MESSAGE)
    data = s.recv(BUFFER_SIZE)
    data = data.hex()
    if (data=="010002000200"): #confirmacao de conexao
        return True
    else:
        return False

#-----
def enviarParametro(parametro):
    prefixo = "3400"
    tamanho = format(len(parametro), '04x')
    tamanho = inverteHex(tamanho)
    MESSAGE = binascii.unhexlify(prefixo+tamanho)+
parametro.encode('utf-8')
    s.send(MESSAGE)
    return

#-----
def inspecionar():
    MESSAGE = binascii.unhexlify("40000000")
    s.send(MESSAGE)

```

```

def invertHex(valor):
    y = valor[2]+valor[3]+valor[0]+valor[1]
    return y
#-----
if conectar():
    print("Camera conectada!\n")
    while(True):
        try:
            #abre o arquivo e copia o conteudo
            A = open(file_A, 'r+')
            parametro = A.read()

            #limpa e fecha o arquivo
            A.truncate(0)
            A.close()

            if (parametro != ""):

                #enviar para a camera
                enviarParametro(parametro)
                inspecionar()

                #receber resposta
                data = s.recv(BUFFER_SIZE)
                data = data.hex()

                #interpretar a resposta
                if data=="20000700d20446616c6861":
                    resposta="Falha!"
                elif data=="20000a00d2044170726f7661646f":
                    resposta="Aprovado"
                else:
                    resposta="Erro!"

                #enviar resposta para o plant, ja limpando o arquivo B
                B = open(file_B, 'w')
                B.write(resposta)
                B.close()
        except:
            print('colisao')
            time.sleep(0.5)
else:
    print("Erro de conexao")
    s.close()

```

APÊNDICE D – IMAGENS REGISTRADAS PELA CÂMERA DE INSPEÇÃO

A Figura 38 apresenta a imagem registrada pela câmera ao realizar o controle de qualidade de um produto. Os retângulos foram inseridos pelo software da câmera, e indicam as áreas da imagem que foram analisadas. Cada retângulo verde representa um teste bem-sucedido. Na figura em questão a câmera realizou 11 testes e considerou o produto aprovado.

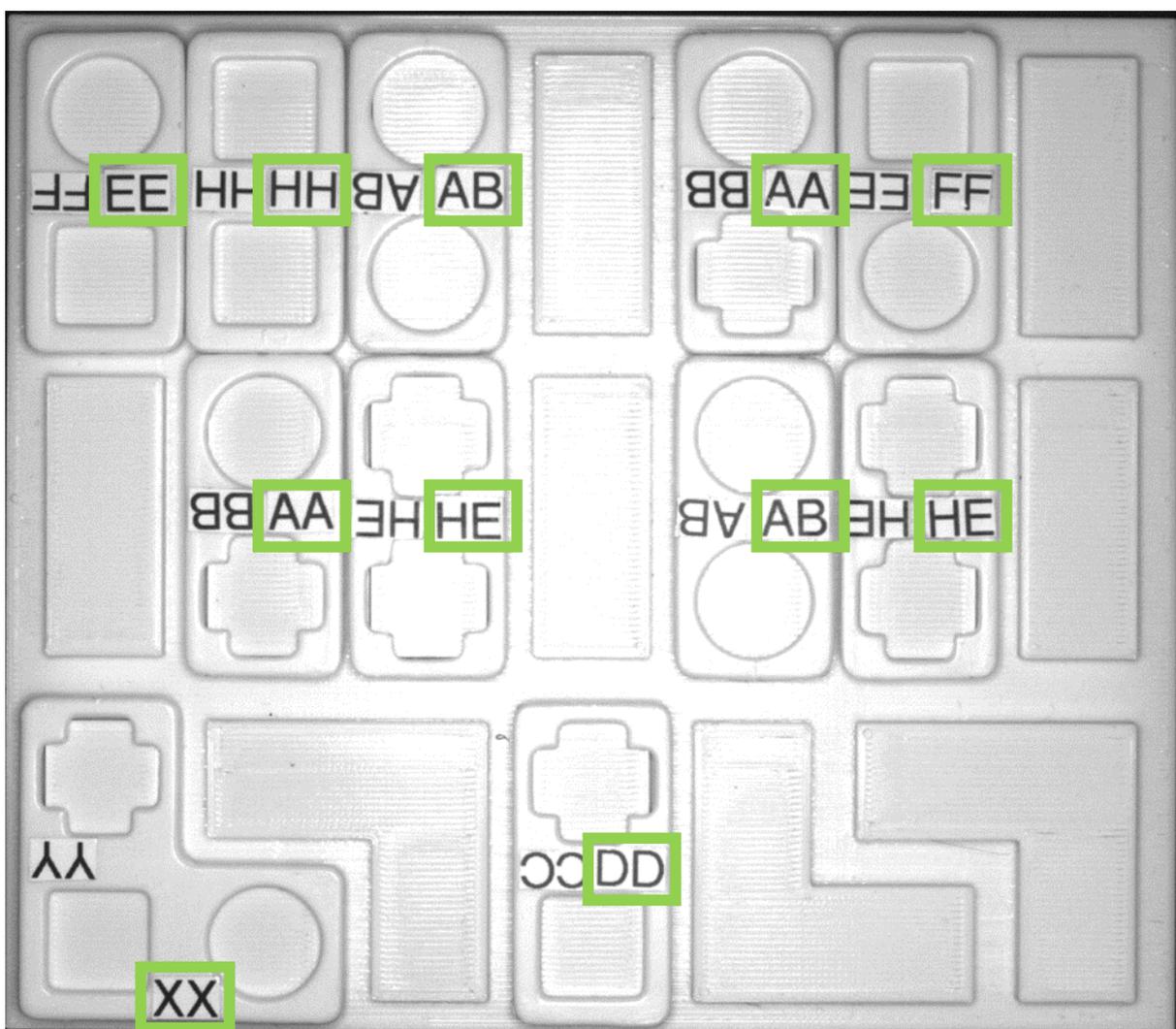


Figura 38: Imagem de um produto aprovado

Fonte: Elaborado pelo autor

A Figura 39 apresenta o resultado da análise realizada com o mesmo produto, com a diferença de que a peça na posição 1 foi invertida. A câmera realizou 11 testes e considerou o produto reprovado, pois foi encontrada uma divergência na posição nº1.

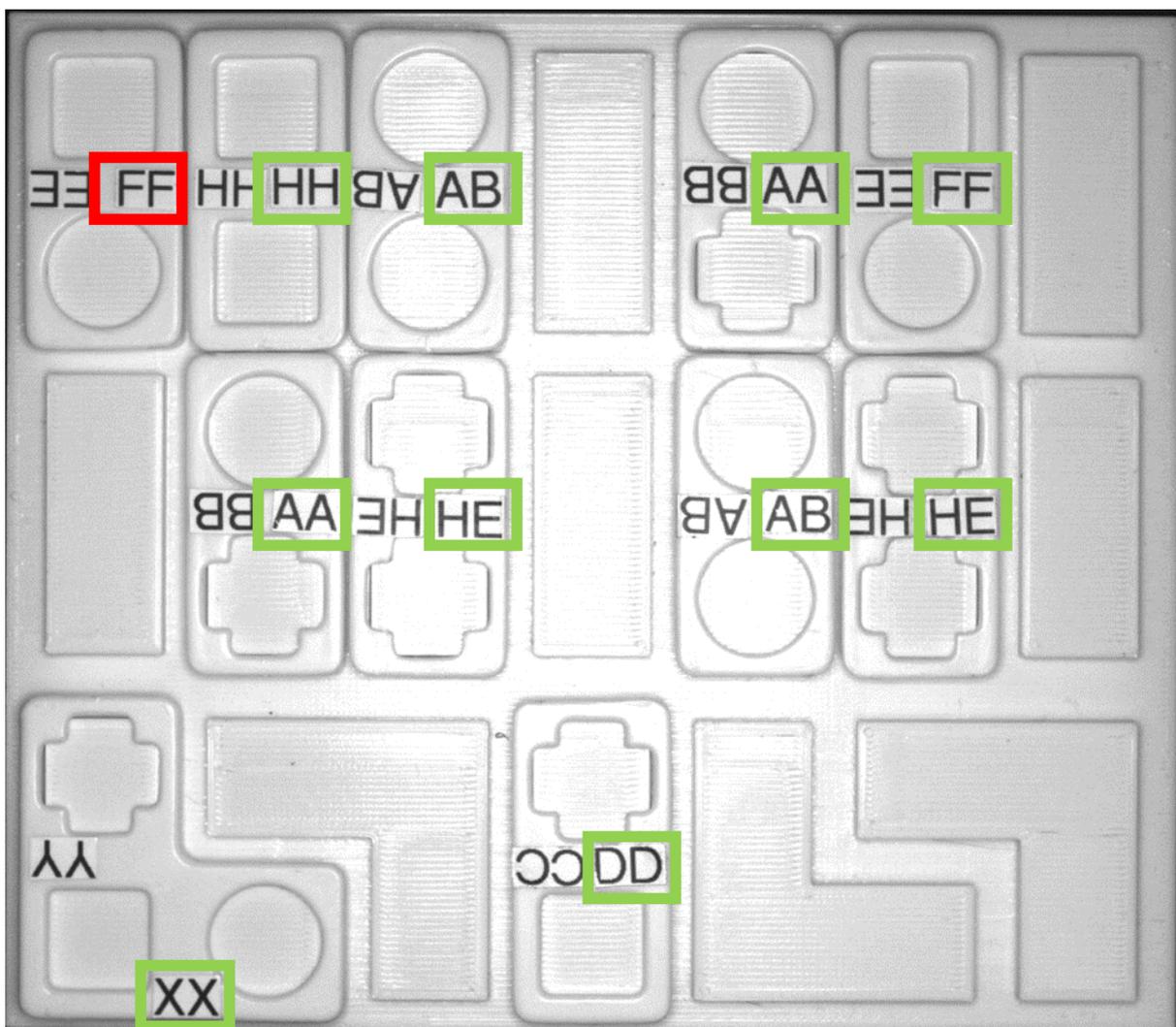


Figura 39: Imagem de um produto reprovado

Fonte: Elaborado pelo autor