

CENTRO UNIVERSITÁRIO FEI
FERNANDA CAVEIRO CORREIA

**TRANSFORMAÇÃO DIGITAL APLICADA NO PLANEJAMENTO DE DEMANDA
BASEADO EM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

São Bernardo do Campo

2022

FERNANDA CAVEIRO CORREIA

**TRANSFORMAÇÃO DIGITAL APLICADA NO PLANEJAMENTO DE DEMANDA
BASEADO EM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

Dissertação apresentada ao Centro
Universitário FEI, como parte dos requisitos
necessários para obtenção do título de Mestre
em Engenharia Mecânica. Orientado pela Prof^ª.
Dr^ª. Claudia Aparecida Mattos.

São Bernardo do Campo

2022

Caveiro Correia, Fernanda.

TRANSFORMAÇÃO DIGITAL APLICADA NO PLANEJAMENTO
DE DEMANDA BASEADO EM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL /

Fernanda Caveiro Correia. São Bernardo do Campo, 2022.

82 f. : il.

Dissertação - Centro Universitário FEI.

Orientadora: Prof.^a Dra. Claudia Aparecida Mattos.

1. Transformação Digital. 2. Inteligência Artificial. 3. Planejamento de
demanda.. I. Aparecida Mattos, Claudia , orient. II. Título.

Aluno: Fernanda Caveiro Correia

Matrícula: 220112-7

Título do Trabalho: Transformação digital aplicada no planejamento de demanda baseado em inteligência artificial.

Área de Concentração: Produção

Orientador: Prof^a. Dr^a. Claudia Aparecida de Mattos

Data da realização da defesa: 28/06/2022

ORIGINAL ASSINADA

Avaliação da Banca Examinadora:

A aluna foi aprovada. Para a versão revisada a banca solicitou uma revisão no texto.

Ajuste na fundamentação teórica (Tabela 3- referencial teórico) e na análise dos resultados

(explicar o uso QDA, tabela de Maturidade e melhor conexão da teoria e resultados).

São Bernardo do Campo, / / .

MEMBROS DA BANCA EXAMINADORA

Prof^a. Dr^a. Claudia Aparecida de Mattos

Ass.: _____

Prof^a. Dr^a. Nathalia de Castro Zambuzi

Ass.: _____

Prof.^a Dr^a Kumiko Oshio Kissimoto

Ass.: _____

A Banca Julgadora acima-assinada atribuiu ao aluno o seguinte resultado:

APROVADO

REPROVADO

VERSÃO FINAL DA DISSERTAÇÃO

**APROVO A VERSÃO FINAL DA DISSERTAÇÃO EM QUE
FORAM INCLUÍDAS AS RECOMENDAÇÕES DA BANCA
EXAMINADORA**

Aprovação do Coordenador do Programa de Pós-graduação

Prof. Dr. Rodrigo Magnabosco

AGRADECIMENTOS

À minha orientadora, Prof^a. Dr^a. Claudia Aparecida Mattos, por acreditar no meu trabalho, pelo grande apoio, por todos os ensinamentos e por toda ajuda no desenvolvimento desse estudo.

Aos meus pais e irmão, que me apoiaram incondicionalmente durante toda minha vida acadêmica, não sendo diferente agora. À Bianca Ferrari que, com toda paciência, me apoiou e me ajudou durante esse processo.

Aos professores e colegas de sala aula, por todos os compartilhamentos de conhecimentos, todas as opiniões e todos os momentos de descontração.

Ao Centro Universitário FEI, por toda infraestrutura e disponibilidade de recursos essenciais no desenvolvimento desse trabalho.

“A melhor maneira de prever o futuro é criá-lo”

Peter Drucker

RESUMO

A partir de mudanças no cenário atual, as empresas precisam, cada vez mais, se envolver no processo de transformação digital, com o objetivo de se manterem competitivas no mercado e criarem valor aos seus clientes. Neste cenário, a implementação de tecnologias digitais em diferentes áreas vem sendo utilizada para obter melhorias em todos os níveis organizacionais. A Cadeia de Suprimentos não é diferente e vem se beneficiando deste processo. Esta apresenta relação direta com os custos e níveis de serviço das empresas e, por esse motivo, é considerada de extrema importância pelas organizações. Sendo a demanda a principal responsável por movimentar todos os processos envolvendo a Cadeia de Suprimentos, surge a necessidade de realizar um planejamento de demanda, a fim de que decisões operacionais sejam tomadas muito antes da mesma ser conhecida. Neste contexto, a utilização de tecnologias, como a Inteligência Artificial (IA), pode ser de grande auxílio no processo de planejamento de demanda. Desta forma, o presente estudo tem, como objetivo principal, analisar como a IA está sendo aplicada pelas empresas no Planejamento de Demanda, com foco na identificação dos recursos necessários para essa implantação e, conseqüentemente, no desenvolvimento da capacidade desta por essas organizações. Para atingir o objetivo proposto, esse estudo utiliza uma abordagem qualitativa, tomando como método o estudo de caso múltiplos. Aqui estão sendo analisadas três empresas de grande porte, sendo duas delas do segmento de cosméticos e uma do setor alimentício. A partir da análise dos resultados obtidos, esse estudo identificou cinco recursos utilizados pelas organizações para a implementação da Inteligência Artificial. Estes estão divididos nas seguintes dimensões: tangíveis, humano e intangíveis. Na dimensão tangível, os recursos citados são os de dados e os da arquitetura do modelo. Na dimensão humano, o principal recurso identificado foi o das habilidades técnicas. E, na dimensão intangível, foram levantados os pontos da necessidade de redesenho do processo atual e o da importância de apoio da liderança. A identificação dos recursos é relevante para gestores e profissionais, que podem desenvolver critérios de *benchmark* específicos e podem quantificar prontidão em relação a cada umas das dimensões avaliadas.

Palavras-chave: Planejamento de demanda. Inteligência Artificial. Transformação digital.

ABSTRACT

Due to changes in the current scenario companies need to increasingly engage in the digital transformation process to remain competitive in the market and create value for their customers. In this scenario, the implementation of digital technologies in different areas has been used to achieve improvements at all organizational levels. The supply chain is no different and has been profiting from this process. This area is directly related to the costs and service level of companies and, therefore, is seen as vital by organizations. With demand as the main responsible for starting all the processes involving the supply chain, arise the need to plan future demand to make operational decisions long before it is known. In this context, the use of technology, such as artificial intelligence, can be a great help in the demand planning process. Thus, the main objective of this study is to analyze how Artificial Intelligence (AI) is being applied by companies in Demand Planning, focusing on the identification of the resources necessary for this implementation. And, consequently, in the development of AI capabilities. To reach the proposed goal this study uses a qualitative approach, and a multiple case study method. Three large companies were analyzed, two from the cosmetics segment and one from the food sector. From the analysis of the results obtained this study identified five resources used by the organizations for implementing AI. These were divided into the tangible, human, and intangible dimensions. In the tangible dimension the resources cited were data and model architecture. In the human dimension the main resource identified was technical skills. And in the intangible dimension, the need to redesign the current process and the importance of leadership support were highlighted. The identification of resources is relevant for managers and professionals, who can develop specific *benchmark* criteria and can quantify readiness in relation to each of the evaluated dimensions.

Keywords: Demand Planning. Artificial Intelligence. Digital Transformation.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Fluxograma de Transformação Digital	18
Figura 2 - Temas de IA.....	24
Figura 3 - Capacidade de IA.....	28
Figura 4 - Geração de valor a partir da IA.....	29
Figura 5 - Cadeia de Suprimentos Genérica.....	31
Figura 6 – Dimensões das cadeias de suprimento	32
Figura 7 - Etapas do Planejamento – Aplicação do Método de Pesquisa	45
Figura 8 - Diferenças entre categorias de produto.....	47
Figura 9 - Elos da Cadeia de Suprimento (Caso A)	52
Figura 10 - Processo S&OP (Caso A)	53
Figura 11 - Dimensão de Tecnologia (Caso A).....	54
Figura 12 - Processo de planejamento de demanda (Caso B)	56
Figura 13 - Plataforma de dados (Caso B)	58
Figura 14 - Elos da Cadeia de Suprimentos (Caso C).....	60
Figura 15 - Metodologia de mineração de dados (Caso C).....	61
Figura 16 - Dimensões do projeto (Caso C).....	63
Figura 17 - Transformação digital no processo de planejamento de demanda	65
Figura 18 - Maturidade IA para os casos analisados	67

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Modelo de maturidade IA.....	26
Tabela 2 - Produtos funcionais e inovadores.....	35
Tabela 3 - Referencial teórico	43
Tabela 4 – Entrevistados.....	50
Tabela 5 - Processo de transformação digital dos casos.....	65
Tabela 6 - Recursos para formação Capacidade do Modelo IA	68
Tabela 7 - Roteiro de pesquisa	81

LISTA DE ABREVIATURAS

APICS	Associação para Gestão de Operações
BI	<i>Business Intelligence</i>
CDO	<i>Chief Digital Office</i>
CS	Cadeia de Suprimentos
CSD	Cadeia de Suprimentos Digital
DL	<i>Deep Learning</i>
ELT	<i>Extract-load-transform</i>
GA	Algoritmos genéricos
GCS	Gestão da Cadeia de Suprimentos
IA	Inteligência Artificial
ML	<i>Machine Learning</i>
NN	<i>Near Neighbors</i>
PD	Planejamento de Demanda
PLN	Processamento de Linguagem Natural
RBV	<i>Resource Based View</i>
RL	<i>Representation Learning</i>
RNA	Redes Neurais Artificiais
S&OP	<i>Sales and Operation Planning</i>
SVR	<i>Support Vector Regression</i>
TI	Tecnologia da Informação

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	OBJETIVOS	14
1.2	MÉTODO.....	15
1.3	JUSTIFICATIVA.....	15
1.4	ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO	16
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	17
2.1	TRANSFORMAÇÃO DIGITAL.....	17
2.2	INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL (IA).....	21
2.2.1	Maturidade da IA	25
2.2.2	Capacidade da IA	27
2.3	CADEIA DE SUPRIMENTOS	30
2.3.1	Cadeia de Suprimentos Digital	35
2.4	PLANEJAMENTO DE DEMANDA	37
2.4.1	Previsão de Demanda	38
3	METODOLOGIA	44
3.1	ESTUDO DE CASO	44
3.2	PLANEJAMENTO DA PESQUISA	45
3.2.1	Roteiro de Pesquisa	46
3.2.2	Seleção dos Casos	47
3.2.3	Protocolo de Coleta de Dados	48
3.3	DESCRIÇÃO DOS CASOS	49
3.3.1	Entrevistados	50
4	RESULTADOS	51
4.1	RESULTADOS - CASO A.....	51
4.2	RESULTADOS - CASO B	55
4.3	RESULTADOS - CASO C	59
5	DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	64
5.1	TRANSFORMAÇÃO DIGITAL.....	64
5.2	INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL	66
5.3	PLANEJAMENTO DE DEMANDA	69
6	CONCLUSÃO	71

6.1	CONTRIBUIÇÕES TEÓRICAS E PRÁTICAS	72
6.2	LIMITAÇÕES E PESQUISAS FUTURAS	73
	REFERÊNCIAS	74
	APÊNDICE A – ROTEIRO DE PESQUISA	81

1 INTRODUÇÃO

Segundo Alexopoulos e Theodoulidis (2003), no cenário atual as empresas precisam acompanhar as grandes mudanças causadas pela tecnologia, a fim de criarem valor para seus clientes e para si próprias. Neste contexto, novas tecnologias são utilizadas como facilitadoras dessas transformações, se tornando aparatos importantes para a sobrevivência dessas corporações. De acordo com Ross *et al.* (2017), as tecnologias digitais são vistas como ferramentas essenciais para a obtenção de vantagem competitiva dentro das organizações.

Em economias digitais, melhorias focadas no aumento de capacidade são relevantes, porém não suficientes para atender às expectativas dos clientes. Novas tecnologias capazes de proporcionar maior agilidade e capacidade de inovação são necessárias para atender essas novas demandas (ROSS *et al.*, 2017). Portanto, o caminho para a adoção da transformação digital pode variar de empresa para empresa, mas todas elas estão sob pressão para entrarem nesse processo (BERMAN, 2012).

Desta forma, a transformação digital ocorre também na Cadeia de Suprimentos (CS), área diretamente responsável pela qualidade da experiência do cliente, controle de custos das companhias e agilidade por parte das corporações de se adaptarem às mudanças do mercado e às incertezas relacionadas a ele (RIahi *et al.*, 2021). A demanda do consumidor é a responsável por colocar toda a Cadeia de Suprimentos em movimento, gerando nesta uma série de ações que tem como finalidade atendê-la (SYNTETOS *et al.*, 2016). Logo, torna-se necessário que as organizações realizem um planejamento dessa demanda, visto que restrições e um alto custo envolvendo as Cadeias de Suprimentos tornam necessárias tomadas de decisões muito antes da mesma ser conhecida (CHOPRA e MEINDL, 2015).

Sendo assim, a previsão de demanda, que é a atividade envolvida no planejamento da mesma, é vista como essencial para os processos de produção, transporte e tomada de decisão em todos os níveis da Cadeia de Suprimentos de uma empresa (VERSTRAETE *et al.*, 2020). Sohrabpour *et al.* (2021) aponta a previsão de demanda como o maior problema e uma das tarefas mais essenciais na gestão da CS, importância que se dá devido a influência desta em diversos níveis da organização. Conseqüentemente, a aplicação de tecnologias, como a Inteligência Artificial, provou ser eficiente no processo de previsão de vendas.

Inteligência Artificial (IA) pode ser definida como uma ciência que tem como objetivo desenvolver máquinas inteligentes por meio do estabelecimento de padrões, utilizados para simular a inteligência humana através da máquina (MCCARTHY, 2004). Esta se torna uma das

principais ferramentas para transformar dados em um recurso importante para a organização (ANDRIUSHCHENKO *et al.*, 2020).

Desta forma, as organizações precisam investir, também, em recursos complementares com a finalidade de alavancar seus resultados. Estes são os elementos básicos que a organização possui com objetivo melhorar seus processos (HEINZ, 2011). Assim, compreender quais deles precisam ser desenvolvidos, e depois implementá-los, é fundamental na busca de obtenção de ganhos de desempenho da IA. Em outras palavras, é hora de examinar como as organizações constroem uma capacidade de IA (MIKALEF; GUPTA, 2021).

Mesmo com o crescente número de estudos sendo realizados sobre aplicações de Inteligência Artificial, sua utilização dentro da Cadeia de Suprimentos é um tema que ainda requer a realização de estudos mais aprofundados (RIABI *et al.*, 2021; TOORAJIPOUR *et al.*, 2021). De acordo com Mikalef e Gupta (2021), pesquisas desenvolvidas com empresas líderes em termos de adoção de IA destacam que as organizações exigem uma combinação única de recursos físicos, humanos e organizacionais para criarem, nesse âmbito, uma capacidade de agregar valor ao diferenciá-la dos concorrentes.

Apesar de haver um número crescente de artigos sobre o tema, a maioria dos quais escritos por consultores de tecnologia e fornecedores que ressaltam a importância de alguns aspectos chave que as organizações devem considerar, observa-se a necessidade de um maior entendimento sobre como construir recursos de IA no processo de planejamento de demanda. Du (2020) levanta que pesquisadores terão, no futuro, um longo processo para o entendimento da aplicação da IA em processos ligados à logística e a demanda.

1.1 OBJETIVOS

Neste contexto, o presente estudo tem como objetivo principal analisar como a Inteligência Artificial está sendo aplicada pelas empresas no Planejamento de Demanda, com foco na identificação dos recursos necessários para esta implantação e, conseqüentemente, no desenvolvimento da capacidade de IA por elas. Esse trabalho não almeja a identificação dos resultados inerentes da aplicação desta no planejamento de demanda, mas sim na análise da implementação da IA pelas organizações.

Os objetivos específicos deste trabalho são:

- Entender o processo de planejamento de demanda das empresas, assim como os motivadores para a utilização da IA neste processo;
- Entender o processo de utilização da tecnologia no planejamento de demanda;

- Explorar o fenômeno da transformação digital sofrido por essas organizações, contextualizando o cenário estratégico de cada uma na adoção de novas tecnologias;
- Identificar o nível de maturidade da Inteligência Artificial em cada caso analisado, visando a identificação da habilidade das empresas de fazer uso dessa tecnologia em seus processos.

1.2 MÉTODO

Este trabalho utiliza abordagem qualitativa e apresenta, como método, o estudo de casos múltiplos. Essa escolha é pertinente para pesquisas na área de tecnologia, quando o objetivo do estudo, e sua análise, tem foco na organização, e não em aspectos técnicos, como é o caso deste.

Desta forma, o trabalho se baseia nas etapas de planejamento proposta por Miguel *et al* (2012) que consistem em três fases principais: (i) definir e projetar; (ii) preparar, coletar e analisar; (iii) analisar e concluir.

Realizando a coleta e análises de dados em três organizações de grande porte, duas do segmento de cosméticos e uma do ramo de alimentos, esse trabalho apresenta uma delimitação na seleção dos estudos de caso considerando o tipo de produto que a companhia produz, tendo sido definido um recorte em produtos inovadores. Essa escolha foi feita levando-se em consideração a maior complexidade e os erros envolvidos no processo de planejamento de demanda para esse tipo de produto, o que justifica a adoção da tecnologia a fim de melhorar o mesmo.

1.3 JUSTIFICATIVA

A acurácia de análises e previsões é um fator imprescindível para a gestão operações e, em particular, para a gestão da Cadeia de Suprimentos. Neste contexto, a transformação digital, por meio da Inteligência Artificial, pode representar uma forma de alavancar a vantagem competitiva e, dessa maneira, contribuir para as práticas gerenciais. Adicionalmente, poucas pesquisas tangenciam o problema da demanda com foco na aplicação de projetos de IA, sendo necessário, o desenvolvimento de uma maior quantidade de estudos empíricos, capazes de contribuir para o desenvolvimento de um *framework* para Inteligência Artificial no contexto do planejamento de demanda e trazer recursos e capacidades necessárias para uma implantação bem-sucedida.

1.4 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

Este estudo está estruturado em seis partes: o presente capítulo apresenta a introdução do trabalho; o capítulo 2, fundamentação teórica, aborda os temas transformação digital, Inteligência Artificial, Cadeia de Suprimentos e planejamento de demanda, a fim de apresentar a base teórica necessária para as análises e discussões propostas; o capítulo 3, metodologia, apresenta o método utilizado nesta dissertação, assim como o planejamento da pesquisa e uma breve descrição dos três casos selecionados; o capítulo 4, resultados, apresenta os principais resultados de cada caso, obtidos durante a fase de coleta de dados. Estes estão separados em cinco tópicos que seguem a proposta do roteiro de pesquisa; o capítulo 5, discussão dos resultados, tem como proposta relacionar a teoria abordada com os resultados obtidos, a fim de atender aos objetivos levantados por esse estudo, e por fim, o capítulo 6, conclusão, apresenta o fechamento desse trabalho contendo, também, as limitações identificadas e as sugestões para pesquisas futuras.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O rápido desenvolvimento e a adoção da internet e das tecnologias digitais, têm atingido praticamente todas as áreas de negócios e mudado drasticamente os processos destes, conduzindo-os para uma transformação digital da cadeia de valor industrial global. Em um ambiente competitivo e em constante mudanças, como o atual, essa transformação é uma alternativa essencial para que as empresas consigam sobreviver no mercado, e as ferramentas digitais possibilitam reduções de custos, aumentos na produtividade, dentre outros fatores que permitem o desenvolvimento de novos produtos, processos e serviços (SAVASTANO *et al.*, 2019).

2.1 TRANSFORMAÇÃO DIGITAL

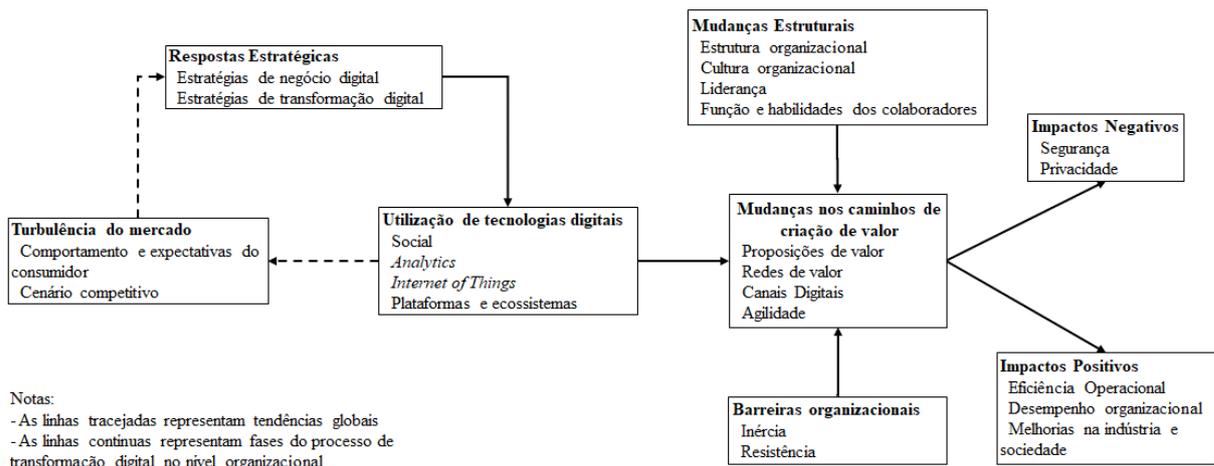
Segundo Alexopoulos e Theodoulidis (2003), no atual cenário, as empresas precisam acompanhar as grandes mudanças causadas pela tecnologia, a fim de criarem valor para seus clientes e para si próprias. Neste contexto, novas tecnologias são utilizadas como facilitadores dessas mudanças, se tornando ferramentas importantes para a sobrevivência das mesmas. Ross *et al.* (2017) afirma que as tecnologias digitais são vistas como ferramentas importantes para a obtenção de uma vantagem competitiva dentro das organizações. Portanto, de acordo com Berman (2012), o caminho para a adoção da transformação digital pode variar de empresa para empresa, mas todas estão sob pressão para acompanharem esse processo.

O termo transformação digital foi conceituado de diversas formas ao longo do tempo. Westerman *et al.* (2011) o define como sendo o uso de tecnologia para melhorar radicalmente o desempenho e o alcance das empresas. Já Demirkan, Spohrer e Welser (2016) o descreve como a transformação profunda e acelerada de atividades, processos, competências e modelos empresariais, com o objetivo de promover a plena alavancagem das mudanças e oportunidades trazidas pelas tecnologias digitais. Outra definição, feita por Morakanyane, Grace e O'reilly (2017), descreve a transformação digital como um processo evolutivo que alavanca as capacidades digitais e tecnologias para permitir modelos de negócio, processos operacionais e experiências do cliente, a fim de criar valor.

Berghaus e Back (2016) também afirmam que a transformação digital abrange a digitalização dos processos com foco na eficiência e na inovação digital, visando a melhoria dos produtos físicos existentes e que possuem capacidades digitais. Vial (2019) elabora sua definição como um processo que tem como objetivo melhorar significativamente a organização,

a partir da combinação de informação, computação, comunicação e tecnologias de conectividade. Esse último conceito foi elaborado com base nas conceitualizações prévias existentes na literatura, seguindo os critérios necessários para uma definição e, por essa razão, será o utilizado nesse estudo. O autor também elabora um fluxograma, observado na Figura 1, que identifica os principais aspectos presentes na transformação digital.

Figura 1 - Fluxograma de Transformação Digital



Fonte: Adaptado de Vial, 2019.

A partir da figura acima, é possível observar os principais aspectos presentes na literatura de transformação digital e como estes se relacionam entre si. Desta forma, projetos nessa área podem se utilizar do mesmo, com o objetivo de focar seus estudos em um ou mais aspectos dessa transformação, ou ainda, na conexão entre eles. O modelo de Vial (2019) torna possível a observação de como as alterações no meio geram mudanças estratégicas nas empresas que, em conjunto com a adoção de tecnologias digitais, possibilitam mudanças no fluxo de criação de valor. Este também é afetado por variações estruturais e barreiras organizacionais que geram impactos, tanto positivos como negativos, para a organização. Sendo assim, é possível observar que a questão tecnológica é apenas uma parte do processo da transformação digital.

Com o mesmo objetivo de identificar os principais aspectos vistos na literatura de transformação digital, Nadkarni e Prügl (2021) elencam a existência de duas principais dimensões e nove temas de pesquisas relacionados a este estudo. Estes podem ser vistos como os aspectos chaves neste processo e, conseqüentemente, são os responsáveis pela maior parte dos projetos na área. Na primeira dimensão, referente a estudos sobre tecnologia, os temas encontrados formam o ritmo da mudança e tempo de mercado, da capacidade e integração da

tecnologia, da interface entre clientes e parceiros, da criação e captura de valor e ambiente de mercado, e das regras de competitividade. Já a segunda, ligada a estudos dos agentes que atuam nesse cenário, apresenta os principais temas de transformação da liderança, das capacidades organizacionais e de gestão, da cultura organizacional e do ambiente de trabalho.

Segundo Bharadwaj *et al.* (2013), empresas puramente digitais criaram padrões para o tempo de desenvolvimento e lançamento de produtos, causando uma grande pressão sobre as empresas híbridas, digitais e físicas, para atenderem à essas novas expectativas. Assim, cada vez mais a transformação digital se faz necessária. Dessa forma, o processo para a adoção de novas tecnologias a fim de obter ganhos significativos em seus negócios, é diferente para cada empresa. Porém, sua implantação está se tornando um pré-requisito para a sobrevivência delas.

Furjan, Tomičić-Pupek e Pihir (2020) descrevem que iniciativas em transformação digital variam, indo da aplicação de tecnologia com o objetivo de melhorar um processo, produto ou serviço dentro da organização, até a implantação de mudanças na forma como a empresa cria valor para seus clientes. Sendo assim, é possível observar que esse processo busca gerar ganho dentro das organizações em todos os níveis de planejamento, desde o estratégico até o operacional.

De acordo com Berman (2012), empresas com um plano coerente para integrarem componentes físicos e digitais da operação, podem transformar seus modelos de negócio de forma assertiva. E, por mais complexo que esse processo possa ser estas, geralmente, não partem do zero, visto que, em sua maioria, já fazem uso de informações digitais e/ou capacidades operacionais digitais com o objetivo de melhorarem seus negócios. Bharadwaj *et al.* (2013) expande a relação da resposta estratégica da empresa, propondo uma tática de negócio digital que se difere da de Tecnologia da Informação (TI), mais comumente utilizada por estar alinhada com a de negócios da organização como um todo.

Yucel (2018a) desenvolveu um modelo genérico que possibilita que empresas criem estratégias de transformação digital. Para tal, é proposto que estas categorizassem as perturbações digitais, os objetivos, os benefícios, as desvantagens, as iniciativas feitas ou propostas pela empresa, os novos modelos de negócios, os riscos e plano de mitigação deles, a adoção, os custos e a organização em si. Yucel (2018b) também cita os principais objetivos das empresas ao adotarem uma estratégia de transformação digital. São eles: (i) transformação de modelos de negócios e/ou processos; (ii) melhorar a experiência do cliente e engajamento; (iii) melhorar a inovação; (iv) melhorar o processo de tomada de decisão e ganhar informações de dados digitais; e (v) melhorar a eficiência.

Como visto anteriormente, a transformação digital pode acontecer no nível operacional, focada em processos. Neste contexto, Roscoe, Cousins e Handfield (2019) levantam alguns pontos relevantes da integração de pessoas, processos e estrutura organizacional no momento da implementação de novos processos ou rotinas operacionais.

O primeiro ponto analisado diz respeito às pessoas, afirmando que são elas que acabam por alimentar novos conhecimentos no processo em si, formando assim, um ciclo de melhoria contínua quando participam das fases de experimentação e testes de novas implementações. Já o segundo diz respeito ao bloqueio criativo gerado por algumas estruturas organizacionais, que acarreta a não utilização do potencial capacidade dos indivíduos. Por fim, o terceiro ponto discutido foca na criação de novas rotinas na interação entre pessoas, processos e estruturas, independente de qual tecnologia está sendo implementada (ROSCOE; COUSINS; HANDFIELD, 2019).

Já Vial (2019) possibilita a observação dos impactos operacionais gerados pela transformação digital, que são separados pelo autor em duas frentes: a primeira, eficiência operacional, se relaciona às melhorias focadas em automação, melhoria de processos e redução de custos; e a segunda, desempenho operacional, se refere às melhorias financeiras, de inovação, de crescimento da empresa, de reputação e de vantagem competitiva.

A possibilidade de utilização de diversas tecnologias, em paralelo com o objetivo de obter uma ou mais melhorias de negócio, é um dos indicativos da complexidade da adoção da transformação digital pelas empresas, assim como o alto risco oriundo da implementação de tecnologias (FURJAN; TOMIČIĆ-PUPEK; PIHIR, 2020). De acordo com Nadkarni e Prügl (2021), 66% dos estudos feitos sobre transformação digital têm, inteiramente ou parcialmente, foco na tecnologia. Algumas delas, utilizadas para oferecer suporte para esse processo de transformação, são: internet das coisas, *big data*, computação em nuvem e tecnologia móvel.

Davis *et al.* (2019) faz um levantamento das tecnologias que recebem mais investimentos por parte das empresas, direcionando assim, quais delas são vistas com mais relevância. No caso, as tecnologias de inteligência de negócio ou análise de dados, segurança, nuvem, melhorias/transformação de sistemas, iniciativas de negócios digitais, experiência do cliente/usuário e inteligência artificial ou aprendizado de máquina, são as que obtêm maior investimento por parte daqueles que responderam à pesquisa e, assim, podem ser vistas como chave para o processo de transformação digital das corporações.

Furjan, Tomičić-Pupek e Pihir (2020) analisam a relação de quais tecnologias são utilizadas como facilitadores para a obtenção de diferentes melhorias de negócios. São elas:

- **Melhorias na eficiência e/ou eficácia:** *Big data*/Análise de dados; Nuvem/Tudo como serviços; Mídias sociais/plataformas; Inteligência Artificial/*Knowledge management*/*Machine learning*; *SMART/Wearable* – Serviços digitais, Robótica, Internet das coisas, Drones, Sistemas autônomos, Realidade virtual ou aumentada/Gamificação e Dispositivos implantáveis.
- **Novos modelos de negócios:** *Big data*/ Análise de dados; Nuvem/ Tudo como serviços; Mídias sociais/plataformas; Inteligência Artificial/*Knowledge management*/*Machine learning*; *SMART/ Wearable* – Serviços digitais, Robótica, Internet das coisas, Drones e Sistemas autônomos.
- **Novos serviços e/ou produtos:** *Big data*/Análise de dados; Nuvem/Tudo como serviços; Mídias sociais/plataformas; Inteligência Artificial/*Knowledge management*/*Machine learning*; *SMART/ Wearable* – Serviços digitais e Internet das coisas.
- **Habilidades digitais:** *Big data*/Análise de dados; Nuvem/Tudo como serviços; Mídias sociais/plataformas, Robótica e Sistemas autônomos.
- **Jornada do cliente:** *Big data*/Análise de dados; Nuvem/ Tudo como serviços; Mídias sociais/plataformas; *SMART/Wearable* – Serviços digitais;
- **Ecossistema digital:** *Big data*/Análise de dados; Drones.

Já Andriushchenko *et al.* (2020) também cita tecnologias como, por exemplo, a *Big Data* e a Inteligência Artificial, como ferramentas fundamentais para o processamento de dados, de forma a transformá-las em recursos chaves para a organização. Como observado, entre as tecnologias viabilizadoras da transformação digital, tanto no aspecto estratégico quanto no operacional, está a IA, que será discutida de maneira mais ampla na próxima seção desse capítulo, visto que é a tecnologia analisada neste trabalho.

2.2 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL (IA)

O conceito de Inteligência Artificial surgiu após a Segunda Guerra Mundial, sendo que, no final dos anos 50, já havia diversos estudos sobre o tema, em sua maioria na área da ciência da computação (MCCARTHY, 2004). De acordo com Russell e Norvig (1995), comparada com outras áreas, a IA é relativamente recente, mas se baseia em outras disciplinas muito anteriores como: (i) filosofia, com os conceitos de raciocínio e aprendizagem; (ii) matemática, com as teorias de lógica, tomada de decisão, probabilidade e computação; (iii) psicologia, com as ferramentas para investigar a mente humana; (iv) linguística, com as teorias da estrutura e

significado da linguagem e (v) ciência da computação, com as ferramentas para viabilizar a Inteligência Artificial.

Esse campo tem como objetivo criar inteligência nos computadores, assim como entendê-la (RUSSELL; NORVIG, 1995). Contudo, como levantado por Rosa (2011), o termo inteligência não é de fácil definição e, por esse motivo, a conceitualização de IA também se torna difícil, podendo variar. Segundo McCarthy (2004), Inteligência Artificial é uma ciência que cria máquinas inteligentes e, especialmente, programas de computador inteligentes, que utilizam padrões para simular a inteligência humana por meio da máquina.

Já Rosa (2011) define IA como aplicações que têm como objetivo a realização de tarefas que uma criança é capaz de fazer, mas que nem os mais poderosos computadores conseguem ainda. As diversas definições de IA podem ser classificadas em quatro categorias, são elas: sistemas que agem como humanos, sistemas que pensam como humanos, sistemas que agem racionalmente e sistemas que pensam racionalmente.

Os sistemas que agem como humanos têm como objetivo principal replicar as ações humanas, de forma que não se identifique a diferença entre as pessoas e o computador (*Turing Test*). Para tal, algumas características devem ser alcançadas pelos computadores, como o processamento de linguagem natural, que é a capacidade do computador de se comunicar de maneira natural em algum idioma específico; a representação de conhecimento, que é o armazenamento de informações anteriores e, durante a interação, o raciocínio automático, que representa a capacidade de responder questões e chegar a novas conclusões; o aprendizado de máquina, ou *machine learning*, em inglês, que é a capacidade de se adaptar a novas circunstâncias e detectar novos padrões; a visão computacional, que é a percepção de objetos; e a robótica, que é a movimentação da máquina (RUSSELL; NORVIG, 1995). Já os sistemas que pensam como humanos têm como objetivo representar o passo a passo do nosso raciocínio. Logo, o computador não tem como único objetivo identificar a resposta correta, mas fazer isso de forma que se assemelhe ao pensamento das pessoas. A área responsável por entendê-lo é a ciência cognitiva e, a partir dela, computadores podem replicá-lo.

Os sistemas que pensam racionalmente têm como objetivo refletir de forma lógica, ou seja, chegar a uma solução correta, visto que os parâmetros corretos são pré-estipulados. Desta forma, a lógica tradicional dentro da IA tem o objetivo de criar sistemas inteligentes. Por fim, os sistemas que agem racionalmente têm como objetivo agir de forma lógica e, para isso, é preciso construir agentes racionais, que percebem e agem. É importante ressaltar, também, que esses sistemas de IA não têm como objetivo serem perfeitamente racionais ou estarem sempre

corretos. Isso não seria possível devido a demanda computacional necessária (RUSSELL; NORVIG, 1995).

Portanto, pode-se observar que as aplicações de Inteligência Artificial são baseadas em duas abordagens: a primeira é a abordagem simbólica, fundamentada na lógica, e, a segunda, é a abordagem conexionista, que se apoia nas redes neurais (ROSA, 2011). Para realizar as mais diversas aplicações de IA, algumas subáreas foram desenvolvidas com o passar do tempo sendo, algumas delas, abordadas na sequência. O Processamento de Linguagem Natural (PLN) é baseado na habilidade de um computador em processar a mesma linguagem utilizada por humanos, sendo que isso se dá por meio da capacidade de armazenar e manipular dados linguísticos. Para isso, algumas abordagens podem ser utilizadas. São elas: casamento de padrões, baseada na gramática; semântico, baseada em conhecimento; e analisadores por redes neurais (ROSA, 2011).

Machine Learning (ML) é uma série de métodos que têm como objetivo determinar, de forma automática, padrões nos dados, e assim utilizá-los para identificar elementos futuros ou auxiliar na tomada de decisão. Existem três tipos de ML: o primeiro, preditivo ou aprendizado supervisionado, é uma abordagem que consiste em ensinar a máquina por meio de uma série de dados de treinamento, onde os de entrada estão conectados aos de saída, possibilitando a geração de padrões (MURPHY, 2012). LeCun, Bengio e Hinton (2015) acrescentam que, durante esse processo, o erro entre a resposta correta e a resposta dada pelo computador é medido, gerando uma alteração nos parâmetros utilizados com foco na redução do erro até um valor aceitável. De acordo com Murphy (2012), métodos de classificação e regressão são usados para desenvolver aplicações de aprendizado supervisionado.

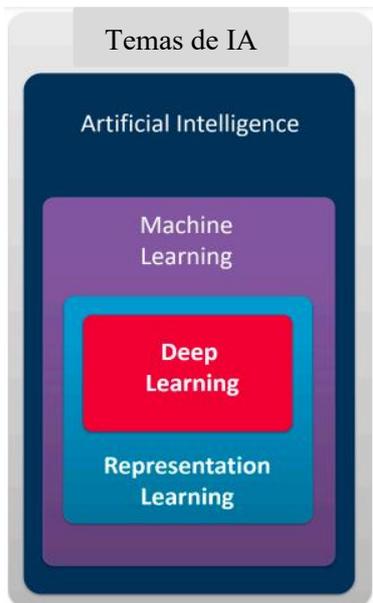
O segundo, descritivo ou aprendizado não supervisionado, consiste em informar os dados de entrada e, a partir deles, identificar possíveis padrões. Esse tipo é bem menos estruturado que o primeiro, e não possibilita a medição do erro envolvido, já que não se tem informações do dado de saída. Métodos de clusterização, identificação de fatores latentes, identificação de estruturas gráficas e conclusão de matriz são aplicados nesse tipo de ML. O terceiro, aprendizado de reforço, é útil para a criação de modelos de como se comportar ou agir. Esse tipo é o menos utilizado entre todos os três citados anteriormente (MURPHY, 2012).

Outro aspecto de ML, levantado por Heskes (2000), é a necessidade de se desenvolver a *machine learning* em si. Essa etapa é composta pela definição da estrutura do algoritmo de aprendizado, dos parâmetros de regularização etc. Desta forma, é essencial a capacidade do especialista e a sua preocupação, a fim de que nenhum viés indesejável seja colocado no código.

Técnicas convencionais de ML são limitadas quando se trata de processamento de dados naturais em sua forma crua, ou seja, sem manipulação. A grande quantidade de informações desestruturadas encontradas atualmente dificulta o processamento por parte das técnicas de ML tradicionais. Levando isso em consideração, o *Representation Learning* (RL) surgiu como uma subárea de ML, com o objetivo de atender esse desafio permitindo o processamento de dados crus e, conseqüentemente, a identificação de detecções e classificações (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015).

Um dos tipos de *Representation Learning* que vem se destacando é o *Deep Learning* (DL), que permite o processamento de modelos compostos por múltiplas camadas. Geralmente, cada uma delas é formada por módulos mais simples, aprendendo por meio de dados que possuem um alto nível de abstração. O DL faz uso de algoritmo de retro propagação para indicar como os parâmetros internos, utilizados para calcular a representação de uma camada, devem ser alterados a partir da representação da camada anterior. Esse método revolucionou as aplicações de reconhecimento de discursos, visualização e identificação de objetos entre diversas outras aplicações (LECUN, BENGIO; HINTON, 2015). A Figura 2 apresenta as relações entre IA, ML, RL e DL, apresentadas anteriormente.

Figura 2 - Temas de IA



Fonte: Adaptado de Borges *et al.*, 2020.

Toda vez que aprendemos uma nova tarefa, independente do sucesso que obtemos nessa ação, nós coletamos uma série de experiências que podem, e devem, ser utilizadas quando um novo conhecimento for desenvolvido. Esse é o conceito por trás de *Meta-learning*, que é

composto por diversas técnicas que têm como objetivo “aprender a aprender”. Sua finalidade é a coleta de muitos dados de experiências anteriores, a fim de tornar a aprendizagem de máquina mais fácil, pois parte do processo de assimilação já foi realizado anteriormente (HUTTER; KOTTHOFF; VANSCHOREN, 2019). Sendo assim, as principais aplicações de *meta-learning* são realizadas em outros algoritmos de aprendizado como, por exemplo, a DL, com o objetivo de aprender os parâmetros que devem ser otimizados (WANG, 2021).

Mesmo com as mais diversas utilizações de Inteligência Artificial, ainda existem perspectivas de novos tipos de aplicações no futuro. Sumic (2020) cita duas variações do uso desta, que trazem muitas perspectivas de ganhos para o futuro. São elas:

- **Edge AI:** refere-se ao uso de técnicas de IA incorporadas em *end points* de internet das coisas, *gateways* e servidores, em aplicações que variam de veículos autônomos a análises de *streaming*. Essa tecnologia é emergente, sendo previsto um período de 2 a 5 anos para sua implementação.
- **Inteligência Geral Artificial:** refere-se à inteligência de máquina, que tem a capacidade de entender ou aprender qualquer tarefa intelectual da mesma forma que um ser humano. Essa tecnologia é embrionária, sendo previsto um período de 10 anos para sua implementação.

De acordo com Sicular *et al.* (2020), atualmente, a maior parte das aplicações de IA são focadas em um dos dois processos: (i) automatizar decisões antes tomadas por pessoas; e (ii) classificar dados complexos, como texto, vídeo e áudio. Aplicações de IA têm sido realizadas nas mais diversas áreas, como a medicina, a educação, a manufatura, o transporte, a modelagem, as operações militares, a ciência (YEH; CRAWFORD, 2017), os carros, o jornalismo (BOLLIER, 2017), o turismo, a têxtil, a Cadeia de Suprimentos, os restaurantes, o varejo, a energia, entre outros (BORGES, 2020).

2.2.1 Maturidade da IA

Empresas que utilizam a Inteligência Artificial apresentam diferentes níveis de maturidade dessas aplicações. Sicular *et al.* (2020) afirma que estes podem variar conforme seu uso e seu objetivo, propondo um modelo com cinco níveis hierárquicos: o nível 1, planejamento, se refere às empresas que estão tocando no tema de IA sem realmente terem algum projeto na área; o nível 2, experimentação, diz respeito às empresas que estão desenvolvendo seu primeiro piloto em IA; o nível 3, estabilização, refere-se às instituições que têm um projeto em IA já com um orçamento aprovado para o desenvolvimento da tecnologia,

assim como a contratação de pessoas que possuem conhecimento na atuação de aplicações nessa área; no nível 4, expansão, é onde as empresas utilizam a IA como forma de otimizar seus processos e a tecnologia, a fim de entregarem valor criando produtos e serviços novos; no nível 5, transformação, a IA é utilizada para desempenhar todos os processos do negócio, sendo que todos os funcionários possuem algum conhecimento dessa tecnologia.

Outro modelo é proposto por Alsheibani, Cheung e Messom (2019). A Tabela 1 apresenta cinco níveis de maturidade: inicial, avaliando, determinado, gerenciado e otimizado, que foram analisados em quatro dimensões: funções da AI, estrutura de dados, pessoas e organização.

Tabela 1 - Modelo de maturidade IA

Nível	Funções da IA	Estrutura de dados	Pessoas	Organização
Nível 1 Inicial	Funções de IA muito limitadas ou inexistentes e não tem planos	Estrutura de dados regular; sem dados para treinar a IA	Habilidades de TI regular; organização não tem habilidade de avaliar, construir e lançar soluções de IA	Sem estudos de caso relacionado a IA; estrutura existente é usada informalmente
Nível 2 Avaliando	Descobririndo a IA	Integração entre uso atual de IA e dados requeridos para treinar a IA	Treinamento relacionado a IA; avaliando infraestrutura atual com relação a IA	Estratégia organizacional inicial para IA; definição de um valor proposto para cada iniciativa de IA
Nível 3 Determinado	Projeto de IA está em estágio avançado; determinação da infraestrutura necessária para novas aplicações em IA	Introdução de dados de IA customizados; dados são normalizados	Suporte ativo da liderança; recursos são fornecidos; treinamento sobre IA	Organização tem procedimentos padrões para a avaliação de cenários de IA; introdução da mudança na gestão
Nível 4 Gerenciado	Processo de IA é definido por toda a organização	Existência de dados científicos para a tomada de decisão usando IA	IA é liberada como produtividade dos funcionários	Existe um valor definido para suportar e total suporte da liderança
Nível 5 Otimizado	Infraestrutura para IA totalmente adotada e padronizada	Análise de dados proativa; dados são fornecidos em tempo real	Funcionários estão engajados; liderança centralizada	Papeis e responsabilidades estão claras nos projetos de IA; cultura da IA

Fonte: Adaptado de Alsheibani, Cheung e Messom, 2019.

Esse modelo se difere do primeiro apresentado principalmente por trazer o conceito de que empresas podem estar em níveis distintos de maturidade de IA, em diferentes dimensões do negócio. Desta forma, cada um dos quatro estágios apresentados é classificado em um dos cinco níveis de maturidade. Essa é a principal razão do modelo de Alsheibani, Cheung e

Messom (2019) ser o escolhido para as análises desse estudo, como será observado no Capítulo 5.

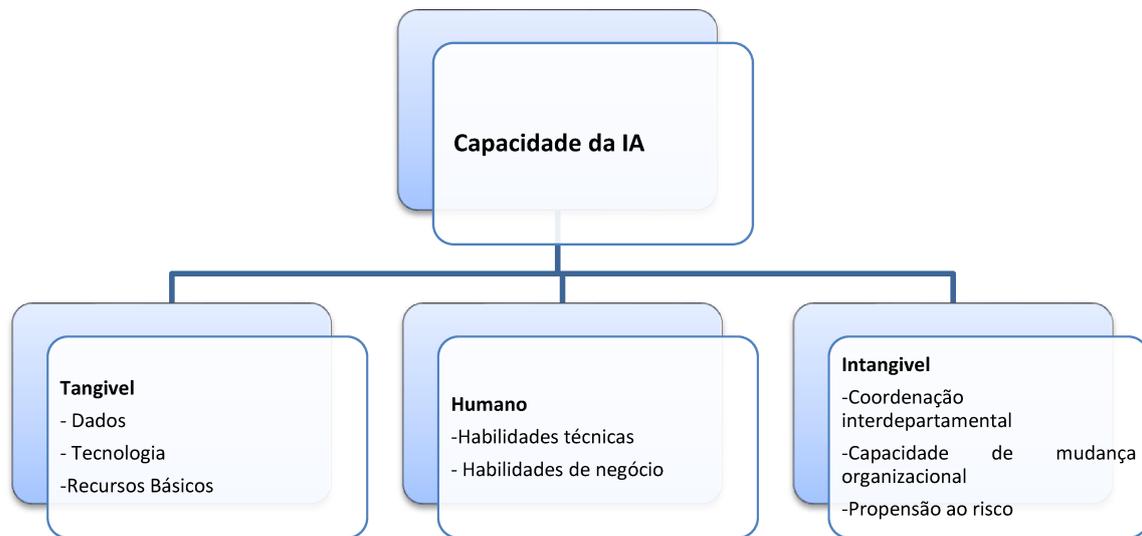
2.2.2 Capacidade da IA

O estudo realizado por Mikalef e Gupta (2021) analisa as capacidades no contexto da Inteligência Artificial por meio do enquadramento teórico da visão baseada em recursos, ou *Resource Based View* (RBV), em inglês. A partir disso, definiu-se a capacidade de IA como a habilidade de uma empresa de selecionar, orquestrar e alavancar seus recursos específicos nessa área.

O RBV tem, como objetivo principal, o desenvolvimento das competências que garantem uma vantagem competitiva sustentável para as empresas, a partir do desenvolvimento e exploração dos recursos operacionais singulares da organização (GAGNON, 1999). Recurso pode ser definido como um elemento básico que a empresa controla para melhorar seus processos (HEINZ, 2011). Já a capacitação é um subconjunto dos recursos desta, que reflete a habilidade da organização no uso de suas competências. Logo, ela permite que a empresa aproveite, por completo, outros recursos que são controlados por ela. (BARNEY; HESTERLY, 2011).

Ainda segundo Mikalef e Gupta (2021), são propostos oito recursos, que formam um conjunto, para constituir a capacidade de IA, como observado na Figura 3. Estes foram separados em três tipos: os recursos tangíveis, que são dados, tecnologia e recursos básicos; os recursos humanos, que são habilidades técnicas e de negócios; e os recursos intangíveis, que são coordenação interdepartamental, capacidade de mudança organizacional e propensão ao risco. Estes últimos podem ser propriedade direta da empresa focal ou adquiridos por meio de contratos de prestação de serviços.

Figura 3 - Capacidade de IA



Fonte: Adaptado de Mikalef e Gupta (2021).

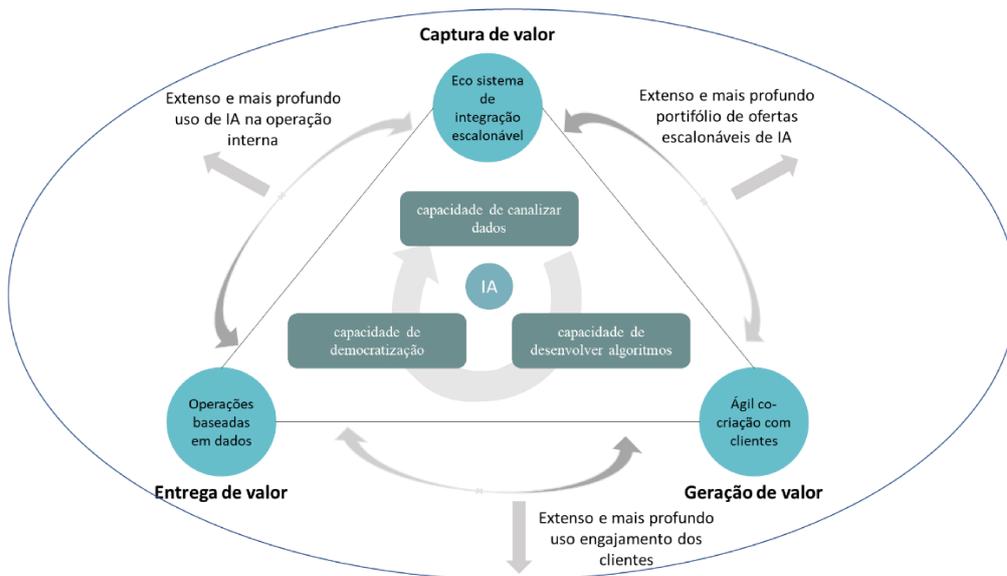
Embora a pesquisa publicada sobre o desempenho e o uso de Inteligência Artificial no ambiente organizacional ainda seja bastante limitada, existem alguns estudos que identificam os obstáculos, mesmo nas implantações bem-sucedidas de projetos na área (RANSBOTHAM *et al*, 2017). Um estudo de Ransbotham *et al.* (2017) indicou que a falta de competência em tecnologia é um dos maiores inibidores da derivação de valor da IA. Especificamente, suas descobertas destacaram o fato de que, aproximadamente, uma em cada cinco organizações, não entende os requisitos de dados quando se trata de Inteligência Artificial e da infraestrutura tecnológica correspondente necessária para armazená-los e transportá-los.

Outro estudo, esse desenvolvido por Davenport e Ronanki (2018), observou que a dificuldade em integrar os projetos de IA com os processos e os sistemas existentes, era o principal problema relacionado às iniciativas nessa área. No contexto do setor público, Mikalef *et al.* (2019) descobriu que a problemática girava em torno da falta de capacidade de promover a integração de sistemas e dados, bem como de garantir que informações de qualidade sejam utilizadas para treinar a IA. Evidentemente, novas soluções tecnológicas são essenciais para enfrentar os novos desafios causados pelas características dos dados necessários para esse recurso. No entanto, houve grandes avanços no progresso das tecnologias relacionadas à Inteligência Artificial nos últimos anos.

A falta de capacidade de IA é levantada como o principal desafio da implementação desta pelas organizações (BROCK; VON WANGENHEIM, 2019). Embora exista um consenso

da habilidade da IA de identificar novas formas de operar e promover um crescimento a organização, a própria literatura falha ao prover um entendimento sólido do que são as capacidades nessa área. Nesse contexto, é desenvolvido o esquema abaixo, Figura 4, que apresenta as capacidades de IA e os princípios base para a inovação dos modelos de negócio com foco na aplicação desta, a fim de alcançar a servitização digital (SJODIN *et al*, 2021).

Figura 4 - Geração de valor a partir da IA



Fonte: Adaptado de Sjodin *et al* (2021).

Sjodin *et al* (2021) identificou em seu estudo três capacidades necessárias para alcançar a capacidade de IA: a primeira, capacidade de canalizar dados, consiste em assegurar a qualidade da integração e segurança no compartilhamento de dados, assim como, na gestão de *data warehouses*. A segunda, capacidade de desenvolver algoritmos, é composta pela contextualização no desenvolvimento de IA, da validação e reconfiguração operacional. Por fim, a terceira, a capacidade de democratização, composta pela habilidade de identificar valor, apresentar desenvolvimento colaborativo e da democratização das possibilidades da IA.

O autor também levanta três princípios para a inovação dos modelos de negócios baseados na IA. São eles: (i) agilidade na co-criação com o cliente; (ii) operações de entrega orientadas a dados e (iii) ecossistema de integração escalável.

Paradza e Daramola (2021), em um estudo semelhante, levantaram os fatores críticos da capacidade de Inteligência de Mercado, ou *Business Intelligence* (BI), em inglês. BI é definida como a capacidade de analisar grandes volumes de dados gerando padrões e correlações entre eles, e é uma ferramenta utilizada para melhorar a tomada de decisão e,

consequentemente, aumentar o desempenho de uma empresa, gerando valor para ela. Para tal, as corporações podem se apropriar de diferentes ferramentas, como a IA. Sendo assim, a partir da teoria RBV e da Teoria das Capacidades Dinâmicas, as capacidades levantadas são: (i) capital humano com as habilidades requeridas; (ii) infraestrutura de BI; (iii) qualidade de dados; (iv) BI alinhado com a organização (v) suporte da alta liderança.

Segundo Olesków-Szlapka *et al.* (2019), poucas empresas utilizam a IA na prática, devido ao seu alto custo de implementação e, também, ao seu alto grau de complexidade. Porém, sua pesquisa demonstrou que, na média, elas estão aderindo à IA nos processos logísticos, com o objetivo de se tornarem mais maduras com o tempo por meio de novas soluções. De acordo com Woschank, Rauch e Zsifkovits (2020), a aplicação de Inteligência Artificial nos processos de gestão de operações está em estado inicial de desenvolvimento, faltando aplicações e evidências de resultados que impactam no desempenho da organização.

Embora a tecnologia específica de IA necessária para apoiar as iniciativas esteja prevista para amadurecer muito rápido, é igualmente importante focar nos recursos de outras organizações que precisam ser promovidas além da tecnologia. Esses recursos organizacionais complementares são necessários para construir capacidades específicas nessa área dentro da empresa, e que são difíceis de imitar. O desenvolvimento de uma capacidade de IA tem impacto direto nos indicadores de desempenho das organizações (MIKALEF; GUPTA, 2021).

2.3 CADEIA DE SUPRIMENTOS

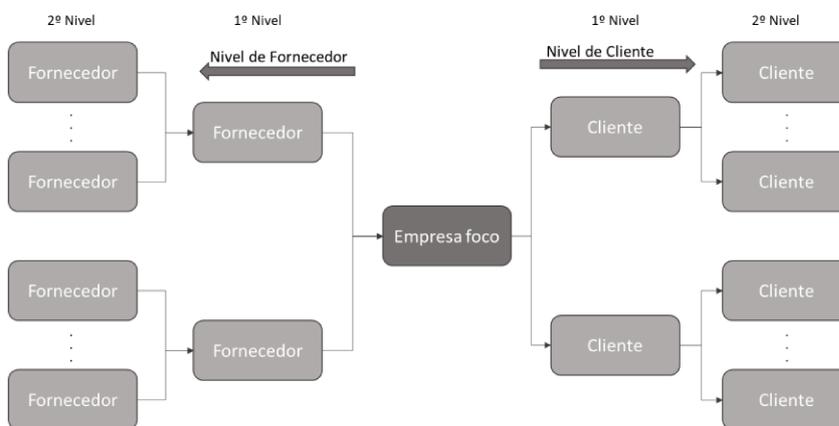
O conceito de Gestão da Cadeia de Suprimentos (GCS) surgiu na década de 80, visando apresentar uma abordagem mais ampla, fruto da globalização, das atividades logísticas. Desde então, muito foi discutido a respeito dos termos Logísticas e GCS e, também, sobre como eles se relacionam entre si, tendo a falta de entendimento sobre esses conceitos gerado uma confusão a respeito das duas teorias, tanto no meio acadêmico, quanto no meio profissional. Atualmente, a GCS é entendida como uma teoria mais ampla, que contém a Logística como uma de suas subáreas (GRANT, 2017).

Chopra e Meindl (2015) definem a Cadeia de Suprimentos (CS) como todas as partes envolvidas no processo de pedido de um cliente, sendo essas diretas ou indiretas, incluindo fornecedores, varejistas, transportadoras, armazéns, entre outros. Para Büyüközkan e Göçer (2018), esta pode ser definida como uma série de atividades interconectadas, que envolvem a coordenação, o planejamento e o controle de produtos e serviços entre fornecedores e clientes. Já a Gestão da Cadeia de Suprimentos é definida como um processo de integração dos parceiros

de negócios, que parte do fornecedor da matéria-prima, até chegar ao consumidor final, passando por todas as atividades de transporte, processos intermediários, armazenamento e, por fim, de venda (KHAN; YU, 2019).

A Figura 5 apresenta um modelo genérico de uma CS, no qual é possível observar como os seus elos se relacionam entre si. Como diferentes empresas são representadas na cadeia, é importante determinar qual o ponto de referência (empresa foco) está sendo tomada como base, de maneira que os demais níveis e fluxos sejam analisados a partir dele.

Figura 5 - Cadeia de Suprimentos Genérica



Fonte: Adaptado de Grant, 2017.

Conforme observado anteriormente, a Cadeia de Suprimentos é constituída por diversos elos (ou nós) nos quais ocorrem as atividades internas de cada empresa (empresa foco, clientes e fornecedores) e de fluxos que ocorrem entre eles – de produtos, de informações e financeiro – e que podem acontecer em ambas as direções da cadeia (CHOPRA; MEINDL, 2015). Desta forma, para se obter uma melhoria na CS de forma geral, as empresas devem trabalhar com seus parceiros, a fim de alcançar uma evolução no desempenho da cadeia como um todo (GRANT, 2017).

Outra característica de uma Cadeia de Suprimentos, destacada por Syntetos *et al.* (2016), são as dimensões presentes na mesma. São elas:

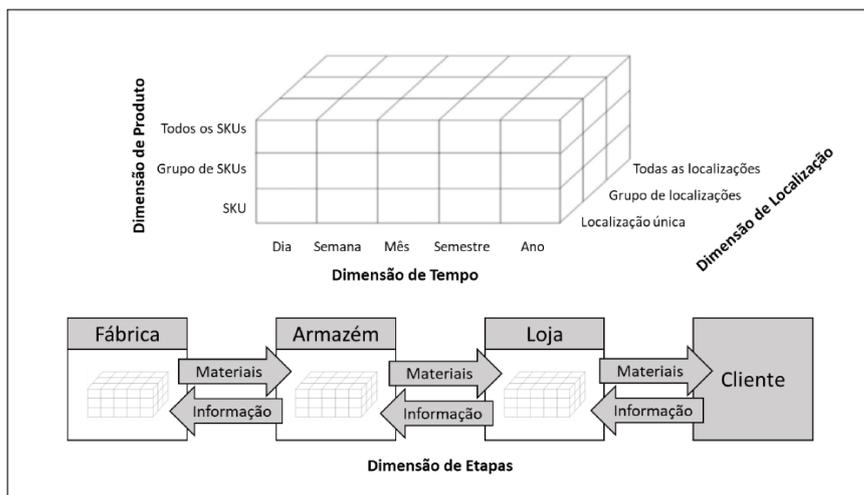
- Comprimento: quanto maior for a CS, ou seja, quanto mais empresas estiverem envolvidas na mesma, mais complexa se torna a coordenação desta.
- Profundidade: existe uma estrutura hierárquica entre os diferentes aspectos – de produto, de fornecedores, de clientes e de localização – de uma Cadeia de Suprimentos

e, portanto, estes podem ser avaliados em diferentes níveis de agregação, dependendo do objetivo do processo almejado.

- Tempo: este também apresenta uma estrutura hierárquica dentro da CS. Diferentes *buckets*, horizontes e frequências de análise, assim como o momento no tempo e os dados históricos existentes, geram uma estrutura hierárquica dessa variável em uma CS.

As dimensões de profundidade (produto e localização) e tempo estão apresentadas na Figura 6, possibilitando a exemplificação da complexidade de uma CS, assim como de seus processos de planejamento.

Figura 6 – Dimensões das cadeias de suprimento



Fonte: Adaptado de Syntetos *et al.* (2016).

Três macroprocessos estão presentes na Cadeia de Suprimentos de uma empresa. O primeiro é o gerenciamento de relacionamento com o cliente, que visa gerar a demanda e realizar o acompanhamento do pedido. Para isso, contempla processos de mercado, preços, vendas, gerenciamento de pedidos e atendimento ao consumidor. O segundo é o gerenciamento da Cadeia de Suprimentos interna, que tem como objetivo atender a demanda gerada pelo macroprocesso anterior no tempo correto e com o menor custo possível. Este contempla processos de planejamento estratégico, de demanda e de fornecedores, assim como de execução e serviço de campo. O terceiro é o gerenciamento de relacionamento com fornecedores, que visa promover e gerenciar as diversas fontes de suprimentos. Alguns processos contemplados nesse processo são compra e colaboração em projetos e em fornecimento (CHOPRA; MEINDL, 2015).

Práticas ligadas a gestão da Cadeia de Suprimentos são consideradas cruciais para o sucesso das organizações. Redução de custos, eliminação de desperdícios, aumento na qualidade dos produtos e/ou serviços e construção de uma vantagem competitiva são alguns dos objetivos almejados (KHAN; YU, 2019). Porém, para que empresas apresentem um bom desempenho nessa área, é importante que exista um alinhamento entre elas e a estratégia competitiva da organização, que é definida a partir do conjunto de necessidades dos clientes e que deve ser atendida em seus produtos e/ou serviços. Sua definição também é elaborada conforme a prioridade do cliente em relação a custo, tempo de entrega, variedade e qualidade. Já a estratégia da Cadeia de Suprimentos determina a natureza de todos os processos envolvidos na mesma, assim como a maneira com que estes devem ser realizados (CHOPRA; MEINDL, 2015).

À medida que o mercado global se transforma, cada vez mais, em um ambiente complexo e volátil, as organizações precisam repensar os benefícios mútuos entre os parceiros da CS, a fim de obterem uma melhoria na integração dos processos intraorganizacionais. A competição não é mais entre empresas, mas sim entre as Cadeias de Suprimentos, que são transformadas por elas em uma vantagem competitiva (KANG; MOON, 2016).

Desta forma, é fundamental que as organizações definam as capacidades da CS que serão necessárias para atender às estratégias elaboradas por elas. Para isso, são tomadas medidas para tornar a cadeia mais responsiva ou mais eficaz, de acordo com a necessidade do negócio. Cadeias mais responsivas têm a capacidade de atender uma maior variedade de produtos apresentando um tempo de execução mais curto, atingindo maiores níveis de serviço, manipulando a incerteza da oferta e respondendo às diferentes quantidades solicitadas sendo, dessa maneira, capazes de criar produtos altamente inovadores. Como esperado, essa responsividade apresenta um maior custo à empresa. Já cadeias mais eficientes apresentam um menor custo de operação, sendo que essa eficiência é o inverso dos custos acarretados na CS (CHOPRA; MEINDL, 2015).

Sendo assim, existe um *trade off* entre a responsividade e a eficiência de uma Cadeia de Suprimentos, que torna necessário que empresas modelem suas CS, a fim de encontrar um ponto de equilíbrio. Os principais fatores que influenciam no desempenho destas são: (i) instalações; (ii) estoques; (iii) transporte; (iv) informações; (v) abastecimento, ou *sourcing*, do inglês; (vi) precificação. A forma com que estes são tratados pelas empresas altera, diretamente, a responsividade e eficiência da cadeia (CHOPRA; MEINDL, 2015). Segundo Kang e Moon (2016), outros fatores utilizados com o objetivo de melhorar a performance da Cadeia de Suprimentos são: a integração e a colaboração entre os elos.

As empresas buscam alcançar o melhor desempenho de suas CS por meio de um maior compartilhamento de informações, de ferramentas de planejamento de demanda, de previsão colaborativa e de reposição, bem como de soluções logísticas de terceiros (SELLDIN; OLHAGER, 2007). Nesse contexto, Fisher (1997) sugere que o projeto, o planejamento e as operações de uma Cadeia de Suprimentos estejam ligados ao tipo de produto. Assim, deve-se ter o conhecimento deste, para que o planejamento de sua cadeia seja possível. Dessa maneira, os produtos podem ser classificados em duas categorias: funcionais e inovadores. Essa classificação depende, principalmente, das características da demanda em termos de duração do ciclo de vida, previsibilidade da demanda, variedade de produtos e padrões de mercado.

Os produtos funcionais são destinados às necessidades básicas e, normalmente, não mudam com frequência suas características, possuindo uma demanda estável e previsível, um ciclo de vida longo, uma alta competitividade e uma baixa margem de lucro. Já os produtos inovadores contam com um diferencial, ou benefício adicional e, normalmente, possuem maior margem de lucro e ciclo de vida curto, sendo sua demanda instável e volátil (FISHER, 1997). A Tabela 2 apresenta as principais características de cada um deles, de acordo com seu respectivo tipo.

Tabela 2 - Produtos funcionais e inovadores

Aspectos	Funcionais (Demanda previsível)	Inovador (Demanda Imprevisível)
Ciclo de vida	Mais de 2 anos	3 meses a 1 ano
Margem de contribuição	5-20 %	20-60 %
Variedade do produto	Baixa (10-20 variantes por categoria)	Alta (geralmente milhões de variantes por categoria)
Erro médio da previsão de demanda no momento que a produção está comprometida	10 %	40-100 %
Taxa média de falta de estoque	1-2 %	10-40%
Desconto médio devido ao fim da temporada	0 %	10-25 %
<i>Lead time</i> para produtos <i>Make-to-Order</i>	6 meses a 1 ano	1 dia a 2 semanas
Aspectos da Cadeia de Suprimento	Processos fisicamente eficientes	Processos responsivos ao mercado
Propósito principal	Cadeia prevê a demanda de forma eficiente ao menor custo possível	Responde rapidamente a variação da demanda a fim de minimizar faltas, descontos forçados e estoques obsoletos
Foco da manufatura	Alta utilização	Manter capacidade ociosa
Estratégia de Estoque	Alto giro e baixo nível de estoque pela cadeia	Manter níveis significativos de estoque pela cadeia
Foco no <i>lead time</i>	Reduza <i>lead time</i> desde que não aumente os custos	Investimento agressivo para reduzir o <i>lead time</i>
Estratégia de fornecedores novos	Escolha principalmente por preço e qualidade	Escolha principalmente por tempo, flexibilidade e qualidade
Estratégia de desenvolvimento de novos produtos	Maximizar desempenho e minimizar custo	Uso de <i>design</i> modular para atrasar a diferenciação do produto o máximo possível

Fonte: Adaptado de Fisher (1997).

Para cada um desses tipos de produtos há uma estratégia de gestão da Cadeia de Suprimentos mais adequada. Como pode ser observado na Tabela 2, produtos funcionais devem fazer uso de uma Cadeia de Suprimentos mais eficiente apresentando, como objetivo principal, a previsão de demanda de forma eficaz, mantendo, assim, o custo da CS o menor possível. Já para produtos inovadores, a CS ideal é mais responsiva, visto que o objetivo principal gira em torno da capacidade de responder as variações da demanda, evitando faltas, estoques obsoletos e descontos forçados (FISHER, 1997).

2.3.1 Cadeia de Suprimentos Digital

De acordo com Martins, Simon e Campos (2020), é difícil obter ganhos em eficiência na Cadeia de Suprimentos devido à complexidade de gerenciar as operações internas e externas. Desta forma, a tecnologia permite grande integração entre sistemas e recursos, a fim de gerar valor nessa área.

Novas tecnologias na Cadeia de Suprimentos podem causar uma transformação disruptiva, gerando valor e alterando toda a rede de distribuição (BÜYÜKÖZKAN; GÖÇER, 2018). Tecnologias digitais podem, no futuro, viabilizar a disponibilidade de informações confiáveis de forma instantânea por toda a cadeia, tornando a tomada de decisão mais assertiva por ser baseada em dados (HARTLEY; SAWAYA, 2019).

A Cadeia de Suprimentos Digital (CSD) pode ser definida como um sistema inteligente, que possui a capacidade de processar grandes volumes de informação, assim como uma ótima cooperação e comunicação, para suportar e sincronizar interações entre as partes acrescentando valor, tornando acessíveis e apresentando resultados consistentes, ágeis e efetivos.

Segundo Büyüközkan e Göçer (2018), a CSD ainda está em etapa inicial, sendo seu potencial para a criação de valor ainda incerto. Porém, algumas características são encontradas na literatura quando analisados os objetivos de implantação da CDS. São elas: (i) velocidade (ii) flexibilidade (iii) conectividade global (iv) estoque em tempo real (v) inteligência (vi) transparência (vii) eficiência de custo (viii) escalabilidade (ix) inovação (x) proatividade (xi) *eco-friendly*.

Além dos diversos ganhos oriundos da utilização de tecnologias digitais na Cadeia de Suprimentos, são observados vários desafios nesse processo, que estão agrupados em quatro grupos: (i) desafios tecnológicos; (ii) desafios financeiros, ambientais e legais; (iii) desafios socioculturais; e (iv) desafios técnicos (MARTINS; SIMON; CAMPOS, 2020).

Algumas tecnologias são citadas quando se fala de transformação da Cadeia de Suprimentos. Para Hartley e Sawaya (2019), a automatização de processos por robótica, Inteligência Artificial e, principalmente, ML e *Blockchain*, são algumas das tecnologias capazes de melhorar os processos nessa área. Para Titze e Stevens (2019), as tendências tecnológicas dentro da Cadeia de Suprimentos que não devem ser ignoradas pelas empresas que queiram obter vantagens competitivas, são: Inteligência Artificial, Analítica avançada, Internet das coisas, Automação de processos por robôs, Coisas autônomas, Cadeia de Suprimentos digital gêmea, Experiência imersível e *Blockchain*. Empresas precisam entender as oportunidades geradas pelas tecnologias digitais, a fim de mitigar as resistências desse processo de transformação (HARTLEY; SAWAYA, 2019).

De acordo com Hartley e Sawaya (2019), o processo de transformação da Cadeia de Suprimentos é longo e contínuo porém, para que as empresas o iniciem de forma correta, é necessário que estas sigam algumas etapas São elas: (1) identificação de um visionário com conhecimento sobre as tecnologias digitais e, também, de como as mesmas podem interagir com a Cadeia de Suprimentos a fim de guiar a corporação em seu processo de transformação

(2) desenvolver um mapa de tecnologias digitais para os processos de CS identificando os pontos que possuem o restrições (3) atualizar os sistemas já utilizados pelas empresas.

2.4 PLANEJAMENTO DE DEMANDA

Em um mundo com Cadeias de Suprimentos restritas e com altos custos envolvendo as mesmas, empresas precisam tomar decisões sobre aquisições, promoções, níveis de capacidades e produção antes da demanda ser conhecida (CHOPRA; MEINDL, 2015).

Desta forma, combinar oferta e demanda é uma das tarefas mais importantes de qualquer cadeia de abastecimento. Quando bem estruturada, a empresa pode atender a demanda do mercado com altos níveis de serviço, sem o ônus de armazenar quantidades elevadas de estoque e o risco de sobras e remarcações. A capacidade de combinar oferta e demanda é, em grande medida, determinada pela qualidade do processo de planejamento de vendas e operações, ou *Sales and Operation Planning* (S&OP), em inglês (VOLLMANN *et al.*, 2006).

Este processo tem como objetivo a combinação de ações para tratar a variabilidade previsível da demanda. Essas ações são: (i) gestão da oferta, a partir da gestão da capacidade, estoques, subcontratação e pedidos em atraso. (ii) gestão da demanda, por meio de descontos e promoções comerciais (CHOPRA; MEINDL, 2015). Sendo assim, esse processo alinha o plano de demanda, que começa com a previsão desta, e o plano de abastecimento ou capacidade (VOLLMANN *et al.*, 2006).

Para que o S&OP das empresas seja de alta qualidade, precisamos de processos bem definidos, bem gerenciados e controlados e, também, que o planejamento de demanda e o planejamento de operações estejam integrados.

O Planejamento de Demanda (PD) combina a requisição do cliente com as capacidades da Cadeia de Suprimentos de uma organização (BASSON; KILBOURN; WALTERS, 2019). Seu objetivo é realizar o processo de previsão de demanda e, para isso, um importante aspecto do PD é a definição da estrutura correta desse processo com relação ao produto, ao cliente e ao tempo (KILGER; WAGNER, 2008).

Essa estrutura permite um processo em diferentes níveis de agregação. A utilização de um nível mais agregado da demanda permite a redução da flutuação da mesma para os processos de planejamento de materiais e capacidade. Esta estratégia é conhecida como “partilha de riscos” (CHEN; BLUE, 2010).

Segundo Kilger e Wagner (2008), o PD é um processo que consiste nos seguintes passos:

1. Coleta de dados de entrada.
2. Cálculo de dados futuros de demanda.
3. Análise do resultado pelos planejadores.
4. Previsão consensual – consolidação de diferentes pontos de vista em um único número de demanda.
5. Planejamento da demanda dependente – demanda dos componentes dos itens acabados.
6. Liberação do número de demanda para os demais processos de planejamento (produção, compras, distribuição, entre outros).

O Planejamento de Demanda não tem como função apenas prever níveis futuros da demanda, mas, também, impactar nessa demanda futura. Isso se dá por meio de técnicas de preço, promoções comerciais e descontos que podem ser aplicadas a determinados produtos, com objetivo de controlar a demanda (CHOPRA; MEINDL, 2015).

Para que o PD seja bem-sucedido, é recomendado que empresas desenvolvam um processo formal de planejamento. Isso deve ser feito a partir da definição de objetivos, indicadores e frequência, além de fornecer visibilidade e garantir que a tecnologia necessária esteja implantada para suportar esse processo (BASSON; KILBOURN; WALTERS, 2019).

Vários modelos são propostos na literatura para avaliar a maturidade do processo S&OP integrativo, mas poucos deles se atentam à maturidade de seus componentes essenciais, à demanda e ao plano de operações. Por outro lado, os pesquisadores relatam que as práticas de planejamento da demanda melhoraram apenas marginalmente nas últimas décadas, apesar dos grandes avanços nos métodos de previsão de vendas (DAVIS; MENTZER, 2007). Davis e Mentzer (2007) concluem que os fatores organizacionais são frequentemente negligenciados.

2.4.1 Previsão de Demanda

Como visto anteriormente, o cálculo da previsão de demanda é uma das etapas envolvendo o planejamento da mesma. Demanda pode ser definida como o total de produtos ou serviços que o consumidor deseja comprar. Já a previsão de demanda é a previsão dos níveis futuros desta (KUO, TSENG; CHEN, 2016). Visto que todas as empresas apresentam um futuro incerto, elas realizam algumas previsões para tomarem decisões em relação a ele.

Algumas características comuns no processo de previsão de demanda devem ser consideradas. São elas: (i) as previsões sempre apresentam um erro envolvido na mesma (ii) de modo geral, quanto mais a longo prazo forem realizadas essas previsões, maior o risco de se

cometer alguma imprecisão (iii) previsões em um maior nível de agregação tendem a apresentar maior assertividade e (iv) quanto mais longe uma empresa está do consumidor final em uma CS, maior é a incerteza em sua previsão (CHOPRA; MEINDL, 2015).

A previsão de demanda é o maior problema encontrado e a etapa mais importante quando se trata da gestão da Cadeia de Suprimentos e da produção. Essa importância se dá devido a sua capacidade de gerar um grande impacto em diversas áreas de uma empresa (SOHRABPOUR *et al.*, 2021). Erros na previsão de demanda geram uma pobre gestão de estoque e de fluxo de materiais, perda de venda, excesso de produtos e diminuição na satisfação dos clientes e isso, juntamente com outras deficiências da Cadeia de Suprimentos, pode gerar problemas catastróficos para as corporações (SOHRABPOUR *et al.*, 2021). A manutenção de altos níveis de estoque gera um risco para a organizações devido ao alto volume do capital alocado em estoque, mesmo este sendo de propriedade da empresa, ele só é convertido de forma positiva quando é vendido (AKTEPE, YANIK; ERSÖZ, 2021).

Levando em conta a relevância da previsão de demanda para as organizações, diferentes técnicas foram desenvolvidas com o objetivo de prever a demanda futura de uma empresa de forma mais assertiva. Estas podem ser classificadas em quatro grandes tipos: (i) as qualitativas, que são subjetivas por se tratarem de métodos que envolvem o julgamento humano (ii) as séries temporais, que se utilizam da demanda histórica a fim de preverem o futuro considerando que o passado pode representá-lo (iii) as causais, que buscam encontrar uma correlação entre os fatores do meio e a demanda futura (vi) e, por fim, as simulações, que replicam as escolhas do consumidor para gerar a previsão. Os diferentes métodos podem ser combinados para possibilitar um melhor resultado por parte das empresas (CHOPRA; MEINDL, 2015).

Métodos de previsão de demanda relacionados a dados históricos (séries temporais) ainda são os mais encontrados na prática e em estudos, porém, métodos causais já se provaram mais precisos em diversos casos. Essa diferença se agrava em mercados mais voláteis, onde a capacidade de identificar relações entre as variáveis do modelo é primordial para a previsão da demanda futura (SOHRABPOUR *et al.*, 2021; AKTEPE; YANIK; ERSÖZ, 2021). Para a identificação dos melhores métodos de IA na elaboração do planejamento da demanda, as principais variáveis do modelo devem ser levadas em conta. Esse fator é absolutamente importante na seleção e melhoria de um modelo de previsão e, também, essencial para o processo de planejamento de demanda (KANDIL; EL-DEBEIKY; HASANIEN, 2001).

Sendo assim, algumas pesquisas vêm sendo desenvolvidas nos últimos anos com o objetivo de comparar modelos mais tradicionais com novas técnicas de previsão baseadas em técnicas de IA. Alguns desses estudos podem ser observados na sequência.

Sohrabpour *et al.* (2021) analisa a comparação do uso de algumas técnicas tradicionais de previsão de vendas com modelo baseado na IA (*Generic Programming*) dentro de uma empresa de exportação, pertencente a um mercado considerado instável. A partir do erro que cada modelo gerou, foi observado um melhor resultado quando aplicada a técnica de IA. Além disso, o autor sugeriu que novas pesquisas utilizem modelos híbridos possibilitando, assim, a mitigação de limitantes presentes nos modelos existentes.

O estudo de Adamowski e Karapataki (2010) foca no modelo de previsão de vendas para o fornecimento de água em duas regiões da Nicósia. O objetivo do estudo é identificar o melhor método de previsão de curto prazo com base na demanda histórica e em variáveis climáticas (precipitação total semanal, temperatura máxima da semana e o pico de demanda por semana). Os autores avaliaram quatro modelos para comparação, três deles de IA, baseados em Redes Neurais Artificiais (RNA), e um de regressão multivariada e, assim, concluíram que os modelos de RNA obtiveram melhores resultados e menor erro do que o modelo de regressão. Dentre os modelos baseados em RNA, um se sobressaiu sobre os demais e, sendo assim, foi identificado como a melhor escolha. Para pesquisas futuras, os autores recomendaram a inclusão de novas variáveis que podem impactar na previsão de demanda.

Em um estudo anterior, Adamowski (2008) já havia realizado uma pesquisa similar ao comparar 87 modelos (37 de regressão linear, 9 de séries temporais e outros 39 de RNA), com o objetivo de identificar o melhor modelo para a previsão de demanda de água nos meses de verão de Ottawa, Canadá.

Aktepe, Yanik e Ersöz (2021) concluíram, a partir de um estudo de caso, que a previsão de demanda de peças de reposição para a construção civil poderia ser mais bem realizada se fossem tomados modelos de IA como base, em comparação com modelos de regressão. Para tal, foram analisadas duas técnicas de IA, RNA e *Support Vector Regression* (SVR). Sendo assim, esse estudo mostrou como a Inteligência Artificial é bem-sucedida quando os dados são não lineares e, também, que diversas variáveis podem afetar a demanda.

Como diversas outras indústrias, o turismo necessita de uma boa previsão da demanda a fim de construir e gerenciar, de forma eficiente, seus serviços. Desta forma, o estudo de Sakhuja *et al.* (2016) avaliou um modelo de previsão do número de turistas que iriam chegar em Taiwan a partir de um modelo híbrido de série temporal *fuzzy* e algoritmos genéricos (GA) obtendo, assim, um melhor desempenho em comparação com modelos tradicionalmente utilizados. No modelo proposto, GA foi utilizado para calibrar os parâmetros internos do modelo *fuzzy*, possibilitando um melhor desempenho dele. Segundo o autor, a combinação dessas técnicas é flexível e replicável em diversas indústrias.

Consta em estudos anteriores que, um dos fatos comuns que fazem com que técnicas de IA se sobressaiam sobre técnicas de previsão mais tradicionais, é o impacto de diversas variáveis na demanda. Sendo assim, a constatação dessas variáveis é fundamental para a identificação do melhor modelo em cada caso, assim como para o sucesso dos mesmos. Os autores Kandil, El-Debeiky e Hasanien (2001) focaram seu estudo na criação de um método capaz de identificar quais variáveis são as mais relevantes para um determinado resultado a partir de especialistas no tema e, assim, a partir das variáveis identificadas e de uma série de regras (*if-then*), se torna possível a identificação do melhor modelo para a previsão de demanda a longo prazo.

Fu e Chien (2019) desenvolveram uma estrutura UNISON para integrar técnicas de *machine learning* e agregação temporal para a previsão de demanda de componentes eletrônicos intermitentes. Esta estrutura, baseada em dados, é composta por seis etapas: (i) entender e definir o problema; (ii) identificar o nicho; (iii) estruturar a relação de influência (iv) sentir e descrever os resultados; (v) julgamento geral e medições e (vi) *Trade-off* e implementar decisão ótima. Após a proposição, o modelo criado por eles foi comparado, em um estudo de caso, com outras técnicas de séries temporais, variante Croston, *machine learning* e modelos híbridos. Após análise, o modelo proposto foi o que apresentou melhor resultado com relação aos demais. Os autores também avaliaram a usabilidade do modelo em países em desenvolvimento que não estão prontos para as mudanças previstas na Indústria 4.0 e, sendo assim, abordagens híbridas permitem ganhos com novas tecnologias digitais nesses países.

Conforme afirmado por diversos autores, a previsão de demanda tem impacto direto no desempenho do estoque. Dessa forma, Bala (2012) fez uso de uma técnica de agrupamento para melhorar a previsão desta e, assim, melhorar o desempenho do estoque. O autor avaliou oito modelos para a previsão diária e oito para a semanal, e observou, a partir de um estudo de caso, que o modelo baseado em agregação (árvore de decisão baseada sazonal ARIMA com predecessores), considerando uma base de dados separada para cada grupo, obteve desempenho melhor na previsão de demanda e, conseqüentemente, na gestão do estoque, tendo ainda aumentado o nível de serviço.

Segundo Nikolopoulos, Babai e Bozos (2016), um dos maiores desafios da gestão de operações é a previsão acurada de demanda para itens esporádicos e/ou intermitentes, dificuldade que se dá pela dupla incerteza, volume e momento da demanda. Levando em conta esses fatores, a utilização de IA para facilitar esse processo foi sugerida. Como a maioria das técnicas de Inteligência Artificial necessitam de grandes bases de dados para treinamento e, no caso de demandas esporádicas, é difícil obter as mesmas, o estudo fez uso da técnica de vizinhos

mais próximos, ou *Near Neighbors* (NN), do inglês. Após diversas séries, os autores concluíram que a utilização de técnicas de NN pode beneficiar o processo de previsão para itens esporádicos. Contudo, o modelo só deve ser autorizado a rodar quando existirem evidências de que houve um padrão no passado que está para ocorrer novamente, caso contrário, o modelo pode deteriorar significativamente os resultados.

Diferente dos estudos anteriores que focaram na utilização da IA para a redução do erro envolvido no processo de previsão de demanda, Stubbings *et al.* (2008) avaliou a utilização de RNA para a criação de uma previsão colaborativa entre elos de uma cadeia de serviços. Como a CS é vulnerável à propagação de ineficiências entre elos, a colaboração pode ser utilizada para diminuir o erro envolvido no processo. O autor pretende, no futuro, testar o modelo com base em dados reais, porém os resultados preliminares mostraram que o modelo é altamente sensível na qualidade dos dados de teste acumulados durante a simulação.

Como pode ser observado pelos estudos citados anteriormente, a aplicação de técnicas de IA a fim de obter melhores resultados no planejamento da demanda está sendo analisada em diversos setores da indústria como: exportação, distribuição de água, construção civil, turismo, moda (SUN *et al.*; 2008), área da saúde (JEBBOR; RADDOUANE; AFIA, 2021), transporte aéreo (XIAO *et al.*; 2014), entre outros.

A partir da revisão da literatura realizada nesse capítulo é desenvolvida a Tabela 3, que apresenta um resumo dos principais conceitos abordados, com foco em identificar quais deles serão utilizados na discussão dos resultados deste estudo, e seus autores.

Tabela 3 - Referencial teórico

CONCEITOS	ITENS	AUTORES	ANÁLISE
Transformação Digital	Importância da Transformação Digital	Alexopoulos e Theodoulidis (2003); Ross <i>et al.</i> (2017); Berman (2012)	Relevância do processo de Transformação Digital observado nos casos
	Estratégia da Transformação Digital	Bharadwaj <i>et al.</i> (2013)	A presença de uma estratégia específica de Transformação Digital e análise da maturidade dessa estratégia
	Definição/ Fluxograma	Vial (2019)	Adaptação do fluxograma proposto para o processo de planejamento de demanda
	Tecnologias	Furjan, Tomičić-Pupek e Pihir (2020)	Utilização da IA no processo proposto
Inteligência Artificial (IA)	Nível de Maturidade	Alsheibani, Cheung e Messom (2019)	Análise do nível de maturidade em cada dimensão para cada caso
	Capacidade da IA	Mikalef and Gupta (2021)	Avaliação dos recursos identificados na coleta de dados para a geração de uma Capacidade de IA por parte da organização
Cadeia de Suprimentos	Estrutura da Cadeia de Suprimentos	Chopra e Meindl (2015) Grant (2017)	Análise de como está estruturada a cadeia de suprimento em cada caso
Planejamento de demanda	Planejamento de demanda	Vollmann <i>et al.</i> (2006); Chopra e Meindl (2015); Kilger e Wagner (2008)	Como é realizado o planejamento de demanda pelas empresas analisadas
	Diferenciais no planejamento de demanda	Kilger e Wagner (2008); Chen e Blue (2010)	Levantamento dos principais fatores para diferenciar o planejamento de demanda entre empresas e sua relação com a cadeia de suprimento

Fonte: Autora, 2021.

3 METODOLOGIA

Partindo da pergunta de pesquisa que tem como objetivo de responder como a Inteligência Artificial está sendo aplicada na gestão da Cadeia de Suprimentos, mais especificamente no planejamento de demanda, a abordagem adotada será a qualitativa e o método escolhido será o estudo de caso. Segundo Claver, Gonzalez e Llopis (2000), a maior parte dos trabalhos realizados na área de Tecnologia estão utilizando essa abordagem como metodologia de pesquisa.

De acordo com Chizzotti (2001), a abordagem qualitativa parte do fundamento de que há uma relação dinâmica entre o mundo real e o sujeito, uma interdependência viva entre este e o objeto e um vínculo indissociável entre o mundo objetivo e a subjetividade do indivíduo. O conhecimento não se reduz a um rol de dados isolados conectados por uma teoria explicativa, o sujeito-observador é parte integrante do processo de conhecimento e interpreta os fenômenos, atribuindo-lhes um significado.

Cumprir destacar a importância de uma descrição cuidadosa e detalhada, uma vez que esta deve captar o universo das percepções, das emoções e das interpretações dos informantes em seu contexto.

3.1 ESTUDO DE CASO

A essência de um estudo de caso, ou a tendência central de todos os tipos de estudos de caso, reside no fato de que ele tenta esclarecer “uma decisão ou um conjunto de decisões: por que elas foram tomadas? como elas foram implementadas? E, quais os resultados alcançados?” (YIN, 2003)

Benbasat, Goldstein e Mead (1987) apontam que o método estudo de caso é particularmente adequado ao tema da Tecnologia, desde que o objeto de estudo ligado a esse tema tenha foco nas organizações, e não nos aspectos técnicos.

Em suma, efetuar uma investigação por meio de um estudo de caso no contexto da Tecnologia apresenta as seguintes vantagens (BENBASAT; GOLDSTEIN; MEAD., 1987):

- O investigador pode estudar o sistema de informação no seu estado natural, pode aprender sobre o estado-de-arte e permite gerar teorias com base nas práticas verificadas.
- Esse método leva o investigador a perceber a natureza e a complexidade do problema.

- É apropriado para realizar pesquisas em áreas onde estudos ainda são poucos e recentes, sendo isto aplicável ao contexto da TI, onde novos tópicos vêm sendo abordados.

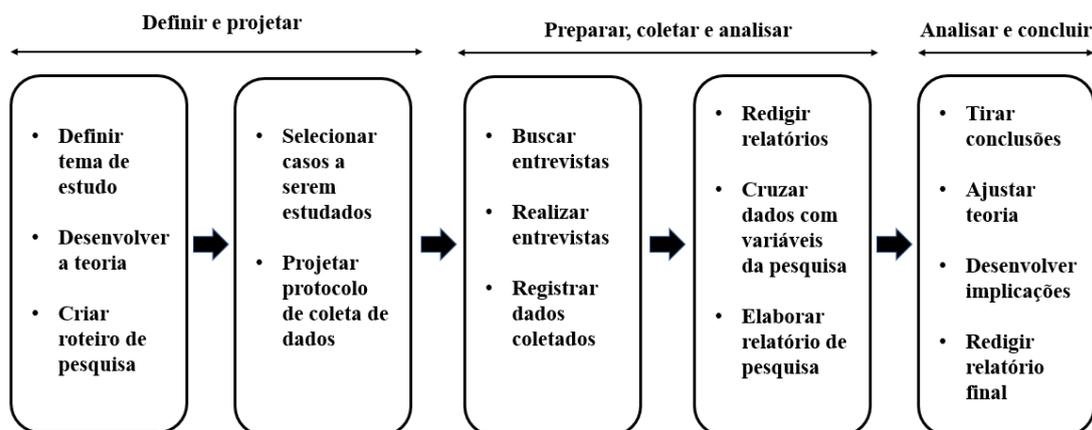
Benbasat, Goldstein e Mead (1987) mencionam outras características chave dos estudos de caso:

- Os dados são coletados por diversos meios.
- Uma ou poucas entidades (pessoa, grupo ou organização) são examinadas.
- A complexidade do objeto de estudo é analisada intensivamente.
- Não envolve controle experimental ou manipulação.
- Os resultados derivados dependem da integração do investigador.
- Foco está em eventos contemporâneos.

3.2 PLANEJAMENTO DA PESQUISA

A etapa de planejamento da aplicação do método contempla três fases (MIGUEL *et al*, 2012), conforme mostra a Figura 7 que pode ser observada a seguir. A etapa de definir e projetar será discutida de forma mais detalhada nesse capítulo, com o objetivo de explicar melhor o processo proposto. As demais etapas não serão detalhadas, pois sua realização está diretamente presente nesse trabalho.

Figura 7 - Etapas do Planejamento – Aplicação do Método de Pesquisa



Fonte: Miguel *et al* (2012).

3.2.1 Roteiro de Pesquisa

Tendo em vista que a Inteligência Artificial vem assumindo um papel relevante dentro das organizações, torna-se fato o aumento do número de propostas de projetos e a importância da realização de uma análise criteriosa, buscando entender a IA aplicada na Cadeia de Suprimentos e, mais especificamente, no processo de planejamento da demanda. As empresas não estão investindo nessa área apenas pela questão tecnológica, elas estão, também, em busca de valor e retorno comprovado dos seus investimentos. Neste contexto elaborou-se os seguintes blocos de questões para o desenvolvimento do roteiro de pesquisa, com base na Tabela 3:

- **Contexto organizacional** – descrição dos casos
 - Segmento
 - Porte
- **Transformação Digital**
 - Processo de Transformação Digital na empresa
- **Inteligência Artificial**
 - Motivação
 - Estrutura do projeto
- **Estrutura da Cadeia de Suprimentos**
 - Produtos
 - Fornecedores
 - Plantas/CDs
 - Clientes
 - Canais de Vendas
- **Planejamento da demanda**
 - Processo de Planejamento
 - Técnicas de Previsão
 - Hierarquia de Produto (Horizonte, *bucket*, período congelado, nível de agregação)
- **Implantação do Projeto IA**
 - Nível de maturidade da IA
 - Capacidade de IA

O roteiro de pesquisa na íntegra pode ser observado no Apêndice A desse trabalho.

3.2.2 Seleção dos casos

A seleção das empresas que contemplaram esse estudo de caso foi subdividida em duas etapas onde, primeiramente, foi realizado um mapeamento de empresas com implantações de Inteligência Artificial com foco no processo de planejamento de demanda e, em seguida, realizou-se uma classificação de acordo com a natureza da demanda. Esse trabalho tem como foco produtos inovadores.

O critério aqui proposto tem como base a classificação proposta por Fisher (1997), que nos ajuda a entender a natureza da demanda, auxiliando a identificar se a base de um determinado produto ou serviço é funcional ou inovadora. Produtos funcionais são aqueles que satisfazem as necessidades básicas do dia a dia: são produtos cruzeiro, estáveis, geralmente com margem de lucro e performance conhecida no mercado. Os produtos inovadores consistem em uma nova proposta para o mercado (que pode ser totalmente disruptiva ou apenas incremental), possuindo margens mais altas, porém maior imprevisibilidade, variabilidade e riscos atrelados. Para cada um desses tipos existe uma Cadeia de Suprimentos que se adequa melhor. As principais diferenças entre as duas categorias de produtos são apresentadas na Figura 8.

Figura 8 - Diferenças entre categorias de produto

	Produto funcional	Produto inovador
Comportamento da demanda	Previsível	imprevisível
Ciclo de vida	> 2 anos	3 meses-1 ano
Margem de contribuição	5 -20%	20-60%
Variedade do produto	Baixa (10-20;categoria)	Alta (milhares;categ.)
Erro de previsão	10%	40-100%
Falta de estoque	1-2%	10-20%
Desc. fora da estação	0%	10-25%
Processam. de pedidos	6 meses- 1 ano	1 dia-2 semanas

Fonte: Adaptado de Fisher (1997).

São aplicados os critérios em uma lista de empresas com o objetivo de selecionar quatro organizações onde, conforme Eisehardt (1989), uma quantidade de 4 a 10 casos é uma amostra suficiente para concepção do estudo de caso. Contudo, após análise das possíveis empresas, foram selecionados três casos para o presente trabalho. Esse número se deu devido à

similaridade dos demais casos identificados, fator que não agrega significativamente na análise aqui realizada.

Os estudos múltiplos são considerados mais convincentes e robustos porque permitem, além da análise individual, a correlação entre os casos. Enquanto individualmente é feita a consolidação das informações de cada caso, as análises entre os casos identificam padrões, fornecendo elementos para a construção de hipóteses e o desenvolvimento de teorias (EISENHARDT, 1989).

3.2.3 Protocolo de Coleta de dados

O protocolo de coleta de dados, além do roteiro de pesquisa, deve conter os procedimentos e regras gerais a serem utilizados na elaboração desta e indicar, também, a origem da informação. A estruturação desse protocolo de pesquisa garante maior confiabilidade ao estudo (MIGUEL *et al.*, 2007). Este deve conter: (i) as áreas abordadas na coleta; no presente estudo isso representará o perfil dos entrevistados; (ii) indicar possíveis fontes de informação; (iii) as questões que serão abordadas; (iv) e o procedimento operacional da coleta de dados (SOUSA, 2005).

- Perfil dos entrevistados: conforme Voss, Tsiriktsis e Frohlich (2002), os eventos em um estudo podem ter diferentes interpretações, assim como diferentes pontos de vista. Dessa forma, ter mais do que um entrevistado por companhia possibilita capturar diferentes perspectivas. Miguel *et al* (2007) reitera que as entrevistas devem ser realizadas com diferentes colaboradores, a partir de uma perspectiva diversificada tanto em áreas funcionais, como em níveis hierárquicos. Nesse contexto, o estudo tem por objetivo realizar entre duas e três entrevistas por empresa, buscando colaboradores que atuam nas seguintes áreas:
 - Gestão de Demanda
 - Coordenador de *Data Science e Business Analytics*
 - Gestão de Operações (*Supply*)
- Fontes de informação: coleta de dados por meio de entrevistas e análise documental
- Questões abordadas: vide roteiro de pesquisa
- Procedimento operacional da coleta: este será descrito seguindo três etapas da coleta de dados. São elas:

- Preparação pré-coleta: consiste em realizar um primeiro contato com possíveis casos explicando, brevemente, o propósito e a metodologia do estudo. Após essa primeira etapa, é fornecida, para os casos identificados como viáveis, uma maior explicação sobre a pesquisa, sendo definido quem serão os entrevistados, assim como a data e o local das entrevistas. Por fim, é realizada uma análise detalhada das informações disponíveis sobre o caso definido.
- Coleta de dados: no momento da coleta será explicado, novamente, o objetivo da pesquisa, assim como a metodologia proposta. Após essa etapa, será conduzida uma entrevista seguindo o roteiro de pesquisa elaborado e, se necessário e/ou possível, será realizada, também, uma análise documental do projeto e da empresa estudada.
- Estágio pós-coleta: após a coleta de dados, as informações serão copiladas e transcritas seguindo o roteiro de pesquisa, e um relatório será elaborado e enviado aos participantes.

3.3 DESCRIÇÃO DOS CASOS

Uma breve descrição dos casos selecionados para o presente estudo, assim como os entrevistados em cada caso, pode ser observada a seguir.

Caso A – Empresa de alimentos de grande porte que apresenta diversas marcas comerciais. Sua rede é composta por um centro produtivo e diversos pontos de venda, próprios e franquiados, no Brasil. A empresa apresenta um complexo processo de planejamento de demanda devido à complexidade da rede de suprimentos. Essa se dá devido aos seus produtos altamente perecíveis, sazonais, e que apresentam grandes impactos na previsão por fatores externos. Essa corporação realizou um projeto para a implantação de uma plataforma que faz uso de algoritmos de *Machine Learning* para o processo de previsão de venda, e obteve resultados prévios positivos em toda a Cadeia de Suprimentos.

Caso B – Empresa de cosméticos de grande porte que atende tanto o mercado nacional como internacional, com uma planta produtiva localizada no Brasil. Apresenta diferentes marcas comerciais e canais de venda. A instituição em questão possui um vasto portfólio de produtos e tem perfil inovativo, ou seja, apresenta em sua estratégia comercial a utilização de lançamentos para alavancagem da marca. Além das fábricas, possui um centro de Pesquisa e Inovação para a América Latina. Possui ainda uma central de distribuição de produtos e uma academia de formação profissional.

Caso C - Empresa de cosméticos de grande porte que atua, principalmente, no mercado nacional com presença também em alguns outros países. Apresenta diferentes marcas comerciais que atuam em diferentes canais de atendimento, seu modelo de lojas físicas é dividido entre próprias e franquizadas. A empresa também apresenta um vasto portfólio de produtos e tem perfil inovativo, utilizando estratégias comerciais e de lançamentos para alavancagem das marcas.

3.3.1 Entrevistados

Os entrevistados do caso A, B e C, com seus respectivos cargos e áreas dentro da companhia, podem ser observados na Tabela 4.

Tabela 4 – Entrevistados

Caso	Entrevistado	Área	Cargo
A	A.1	Consultoria estratégica	Cientista de dados
	A.2	Operações e Logística	Analista de Demanda
B	B.1	Transformação Digital	CDO (<i>Chief of digital office</i>)
	B.2	PCP	Coordenador <i>Supply Chain</i>
	B.3	<i>Consumer Experience, Platforms & Services</i>	Gerente
C	C.1	Operações	Consultor
	C.2	Tecnologia	Especialista de <i>Portfolio Tech</i>

Fonte: Autora, 2022.

4 RESULTADOS

Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos a partir da análise dos três casos avaliados nesse estudo. Este está separado em cinco frentes, de acordo com a proposta do roteiro de pesquisa desse estudo.

4.1 RESULTADOS - CASO A

- Transformação Digital

A empresa começou a investir no processo de Transformação Digital em 2014, passando a operar, além de loja física, com canais *online* como: *e-commerce*, *marketplace* e *m-commerce* (celular e *tablet*), com pagamento via *Link*, e entrega por *delivery* ou *take away*. Ademais, foi realizada a implementação do ERP SAP *All-in-One* da SAP para otimizar seus processos de negócios. O contrato foi fechado com uma empresa especializada em *outsourcing* de *software* e infraestrutura no modelo *Software as a Service* (SaaS).

Em 2020, a CEO criou a área de digital para estruturar a empresa para ser *omnichannel*, com a intenção de ter todos os canais de vendas integrados e orquestrados, de forma que a experiência do cliente que optar por engajar em mais de um canal da marca seja tão, ou até mais, eficiente e/ou agradável do que usar um canal único de forma isolada. Foi contratado para a função de *Chief Digital Office* (CDO), profissional sênior do mercado.

- Inteligência Artificial

O início do projeto foi em 2014 e contou com a parceria de uma empresa que opera uma plataforma de previsão de demanda, com base em modelos matemáticos de IA. A empresa adotou essa plataforma como parte do processo de Planejamento de demanda. Essa corporação é pioneira em automatizar todo o processo de previsão e cálculo dos lotes ideais de reposição de produtos nos pontos de venda ou nos centros de distribuição, permitindo o controle do planejamento de vendas, nível de serviço e estoques reguladores. Ela também possui uma biblioteca de algoritmos, que é constantemente aprimorada pelos times de *Data Science* e *Machine Learning*.

O projeto tinha como objetivo a redução dos erros envolvidos no planejamento de demanda, a fim de garantir altos níveis de serviço ao consumidor final. O mesmo teve início apenas para as lojas próprias da empresa e seus principais motivadores foram: (i) complexidade na previsão de demanda (ii) elevado número de SKU's (iii) franquias e lojas próprias com

políticas diferentes de reposição (iv) produtos perecíveis (alto volume de perdas) (v) impacto nos custos em função das perdas e falta de produtos.

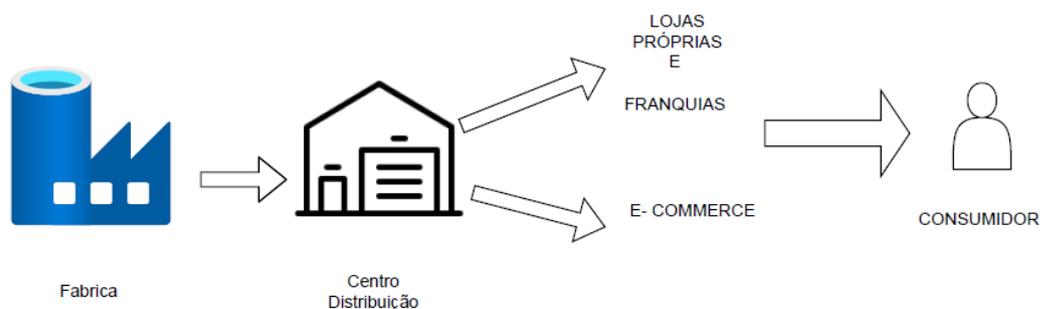
Conforme apontado por um dos entrevistados da empresa quando perguntado sobre a implementação da Inteligência Artificial, a integração da IA aos processos desta são desafiantes, pois não se trata apenas da questão tecnológica, mas, também, existe a necessidade de toda uma revisão dos processos e de capacitação das pessoas envolvidas no processo de demanda.

- Estrutura da Cadeia de Suprimentos

A empresa começou com um varejo tradicional, isto é, o canal de vendas e o sistema de distribuição eram únicos: a fábrica/centro distribuição abastecia as lojas e estas vendiam para o consumidor final. As lojas físicas dominaram o mercado, mas encontraram limitações para aumentarem as vendas à medida que outros canais com essa mesma função se popularizaram e o cliente passou a utilizar dispositivos, como computadores e smartphones, para experimentar diferentes jornadas de compra.

A organização possui uma rede de suprimentos de uma fábrica e um centro de distribuição que abastecem, semanalmente, aproximadamente 900 lojas por todo o Brasil, em sua maioria franquizadas. Essa empresa conta com venda multicanais: *e-commerce* e Loja física que, além da venda direta e, também, apresentam serviços de *delivery*, *take away*, *hub* e *ship from store*. A rede apresenta uma variedade de 150 produtos, além de outros 50 sazonais, específicos para datas comemorativas ao longo do ano. A exemplificação dessa cadeia pode ser vista na Figura 9.

Figura 9 - Elos da Cadeia de Suprimento (Caso A)



Fonte: Autora, 2022.

- Planejamento da demanda

A empresa possui gestores responsáveis pelo processo de S&OP e desenvolve, de forma colaborativa, o planejamento de demanda junto aos times das Diretorias Comercial e *Marketing*, além de validar os planos de produção, materiais, estoques projetados, armazenagem e transportes junto aos times da Diretoria de Operações - Desdobramento do MPS e MRP, acompanhando os desvios entre os planos e revisando seus respectivos programas de execução para o mês. A organização revisou seu processo com o auxílio de uma consultoria, seguindo o modelo proposto pela Associação para Gestão de Operações (APICS) adaptado ao negócio, como pode ser observado na Figura 10.

Figura 10 - Processo S&OP (Caso A)



Etapas 3 e 4 = Recursiva – está relacionada com as restrições de capacidade

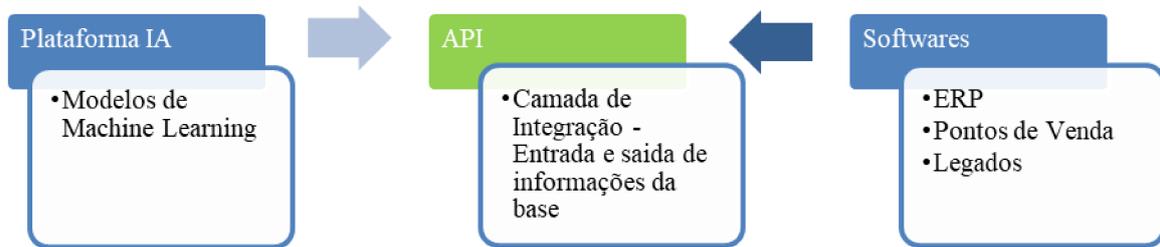
Fonte: Autora, 2022.

- Implementação do Sistema Inteligência Artificial

A Implementação do sistema nos processos de previsão de demanda com apoio da IA teve início apenas nas lojas próprias. Posteriormente, o projeto foi expandido para toda a rede. Essa estratégia permitiu que os resultados fossem quantificados nas lojas próprias antes de serem aplicados para os franqueados, facilitando o convencimento da rede da empresa.

Tecnologia – Desenvolvimento do canal de troca de dados e limpeza da base de dados para aplicação dos algoritmos. A etapa de Tecnologia consistiu em um mapeamento do sistema da empresa e o desenvolvimento da camada de integração entre a plataforma de IA e os respectivos *softwares* da corporação, como observado na Figura 11.

Figura 11 - Dimensão de Tecnologia (Caso A)



Fonte: Autora, 2022.

A camada de integração permite que qualquer *software* envie dados para a Plataforma com segurança e eficiência, fazendo com que as informações utilizadas por ela durante a construção e treinamento dos modelos de *Machine learning*, sejam os mais recentes da cadeia logística. Ainda no aspecto tecnológico, destacou-se a necessidade de um saneamento na base de dados por meio de algoritmos de limpeza dos mesmos.

Organizacional - Para a implementação do projeto IA foi fundamental a atuação da empresa no redesenho de suas políticas comerciais e um realinhamento no processo de S&OP. Tradicionalmente, os elos de uma Cadeia de Suprimentos responsáveis pelas vendas ao cliente final são remunerados por metas. Buscando um alinhamento entre a tecnologia e negócios, a administração da empresa elaborou um novo conjunto de políticas comerciais em que as franquias são remuneradas pela aderência aos pedidos sugeridos, caso os franqueados aceitem as sugestões de pedido, dentro de uma margem de variação de aproximadamente 20% estes são remunerados.

Essa política alinha os interesses entre os elos da cadeia na medida em que a movimentação de mercadorias - desde a produção até a venda – ocorre, exclusivamente, para atendimento da demanda real do consumidor final. Deste modo, o suprimento da cadeia logística deixa de ser influenciado por metas orçamentárias que, muitas vezes, estão desalinhadas com a realidade do mercado.

Em outra frente, o estoque das lojas foi integrado ao dos centros de distribuição de produtos da matriz. Na prática, a medida permitiu que a rede entendesse exatamente o tamanho do inventário à disposição dos clientes. Assim, o sistema pôde evitar percalços, como a venda de um produto inexistente em estoque ou atrasos na entrega de produtos só disponíveis em locais distantes de onde estão os consumidores. Desta forma, as lojas se tornaram minicentros de distribuição da marca.

4.2 RESULTADOS - CASO B

- Transformação Digital

Em 2012, a empresa desenvolveu e ampliou a área de Inovação, atuando na construção de colaborações com *startups* e universidades. Após inspirar-se nos modelos ágeis, desenvolveu uma Incubadora de Tecnologia nos EUA, visando estabelecer parcerias com empresários, instituições acadêmicas e especialistas de diversas áreas para desvendar pesquisas revolucionárias e tecnologias inovadoras no mercado.

A empresa B estudou cuidadosamente os seus consumidores com várias iniciativas digitais. Em 2015, o digital aumentou em mais de 25% os gastos com os meios de comunicação, enquanto as vendas de comércio eletrônico em todo o mundo cresceram 37,8%, tornando-se 5% das vendas em todo o mundo e atingindo os 20% em mercados como a China.

Essa corporação iniciou uma transformação digital efetivamente em 2016, tendo está sido uma “mudança radical” com produtos personalizados, mudando os fluxos dentro e entre as fábricas.

“As pessoas são fundamentais para a transformação digital. O digital está aí para facilitar nossas vidas”
(Chief Digital Officer)

- Inteligência Artificial

A aplicação da Inteligência Artificial na gestão da operação da empresa analisada faz parte da estratégia de transformação digital corporativa. A companhia criou uma plataforma em parceria com o Google, que compila todos os dados relevantes e usa algoritmos e IA para criar, automaticamente, previsões de vendas mais detalhadas e confiáveis.

Os dados e os *drivers* subjacentes são expostos aos departamentos de *marketing*, vendas, digital, finanças e Cadeia de Suprimentos, impulsionando uma colaboração mais próxima, quebrando os silos tradicionais e concentrando as trocas nos verdadeiros impulsionadores de negócios, e não em previsões absolutas.

O projeto está sendo implementado em nível de grupo usando a metodologia Ágil. Este integra pessoas da área de Negócios, Cadeia de Suprimentos, TI e novas habilidades de Engenheiros e Cientistas de Dados em uma equipe com uma ambição comum.

- Estrutura da Cadeia de Suprimentos

O Grupo do ramo de beleza está presente em mais de 100 países e conta com mais de 30 marcas comerciais. No Brasil, ele possui diversas marcas comerciais, que operam nos modelos de franquias e lojas próprias, além de *e-commerce*.

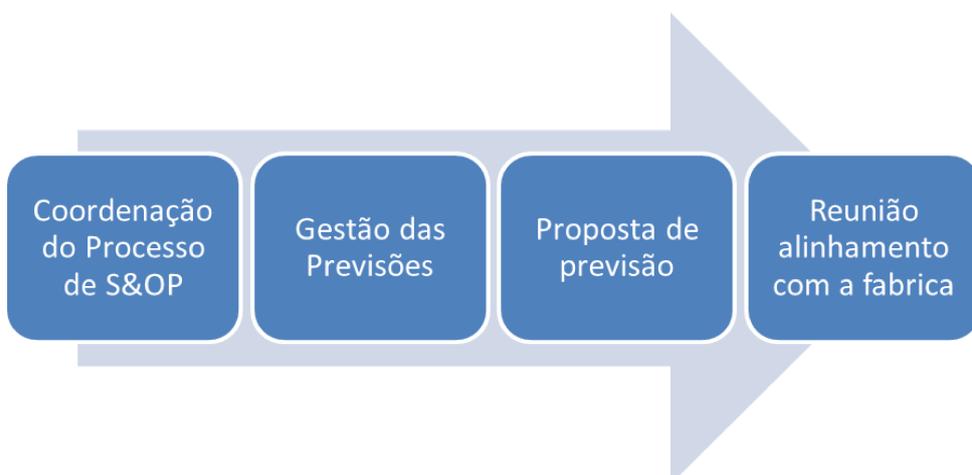
A empresa do caso B conta, no Brasil, com uma fábrica e um centro de distribuição na região sudeste do país, que atende o mercado nacional em sua grande parte, com uma parcela de seus produtos vindo de outros países através de importação. Além disso, a organização conta com um centro de pesquisa e desenvolvimento em território nacional, que tem como objetivo gerar maior responsividade de inovação de produtos, levando em conta as especificidades do país.

- Processo de Planejamento de demanda

O planejamento da demanda atual pode ser observado na Figura 12. A Coordenação do processo S&OP envolve as equipes de vendas, *marketing*, finanças e operações, para todas as marcas, no canal digital e pontos de vendas.

Inicialmente é realizada a etapa de Gestão das previsões com as equipes de vendas regionais. Esta é feita para cada um dos três canais de atendimento (*Pure Players*, *e-retails* e D2C). Nessa etapa são realizadas projeções de previsão para os novos clientes, análise mensal da tendência de entrada e saída de vendas e, por fim, é disponibilizada uma proposta de previsão baseada nos últimos 3 meses de históricos mais blocos de construção. Esta previsão é alinhada semanalmente com o a área de operações, avaliando aderências e variações entre o plano de produção *versus* previsão *versus* inventário para cada ponto de venda.

Figura 12 - Processo de planejamento de demanda (Caso B)



Está em desenvolvimento uma ferramenta de previsão estatística com equipe de análise de dados, com base em 24 meses de entrada e saída de vendas, ações comerciais, tendência, giro e cobertura do estoque.

- Implementação do Sistema Inteligência Artificial

O modelo de negócio do Caso B traz a necessidade de sincronizar e agregar dados internos e externos de uma ampla variedade de fontes em organizações e lojas de varejo. Cada processo era específico do fornecedor e a infraestrutura era frágil. Desta forma, o gerenciamento da infraestrutura de dados se tornou complexa e de difícil gestão. Sendo assim, a solução deveria atender complexas necessidades de infraestrutura de dados. Foram definidos os seguintes princípios inegociáveis:

- Seguro: são aplicados rigorosos requisitos de segurança e conformidade que variam de acordo com o país, também sendo empregada uma estratégia de segurança de confiança zero, com o objetivo de manter os próprios dados internos e dados de clientes seguros e criptografados.
- Sustentável: os dados são gerenciados e armazenados em diferentes ambientes, incluindo *data centers* locais e serviços de nuvem pública. Portanto, existe a necessidade de acessar e analisar com segurança esses dados, minimizando a complexidade e o impacto ambiental da movimentação e duplicação destes.
- Supervisão de ponta a ponta: como os desenvolvedores não devem gerenciar servidores, precisamos de um “painel de vidro único” para monitorar e fazer a triagem do sistema, caso algo dê errado.
- Fácil de implantar: implantar o código com segurança não deve comprometer a velocidade. A inovação constante da empresa em seu mercado gera a necessidade da implantação de ferramentas integradas, que garantam o processo de implantação de código de forma tranquila e segura.
- Arquitetura orientada a eventos: dados são utilizados globalmente por equipes de pesquisa, produto, negócios e engenharia existindo, assim, uma alta expectativa sobre a qualidade e pontualidade dos dados. Muitos dos processos internos e análises são baseados em dados quase em tempo real.
- Produtos de dados entregues “como um serviço”: existe o objetivo de capacitar funcionários para gerar valor comercial em velocidade recorde. Para isso,

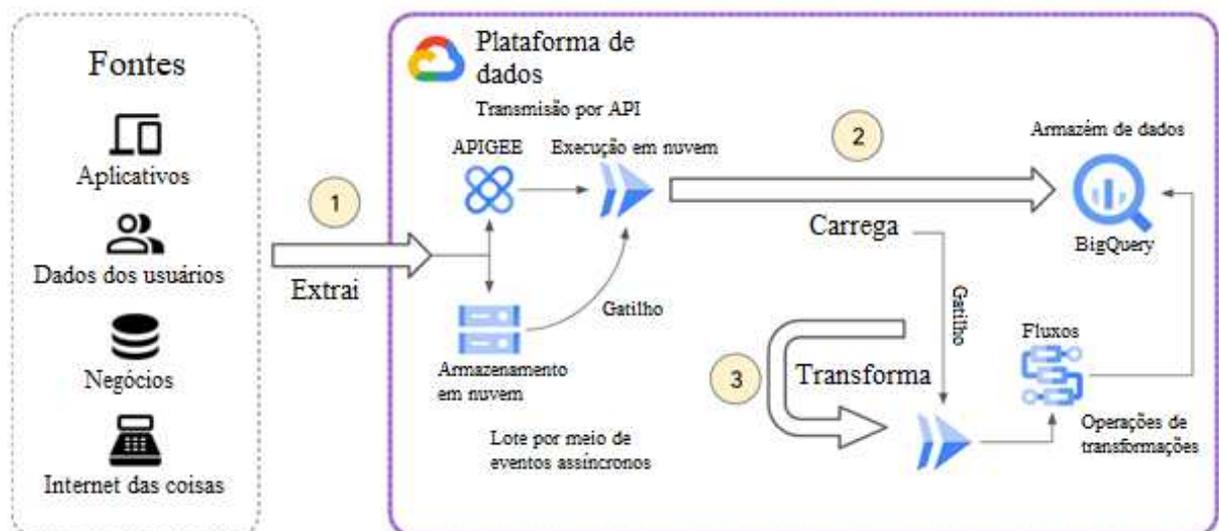
precisamos de soluções que permitam remover o máximo possível os desenvolvedores do caminho crítico da entrega de soluções.

- *Extract-load-transform (ELT)*: o objetivo é implementar o padrão para carregar dados o mais rápido possível no *data warehouse*, a fim de aproveitar as transformações SQL.

Após pesquisa de mercado, a organização optou pelas ferramentas de dados e servidor do Google Cloud de ponta a ponta. O fato da empresa já utilizar essa plataforma para alguns processos, e ter uma visão positiva deste, auxiliou na decisão.

Sendo assim, a organização desenvolveu a plataforma em conjunto com o Google Cloud, onde todas as entradas são integradas em tempo real, permitindo que os algoritmos proponham as melhores decisões aos planejadores de demanda no ritmo do negócio. O modelo desenvolvido pode ser observado na Figura 13.

Figura 13 - Plataforma de dados (Caso B)



Fonte: Autora, 2022.

Além dos dados, a automação é uma estratégia fundamental no programa de transformação de entrada no mercado do Grupo. Nesse programa, um claro diferencial foi pensado para criar centros de distribuição automatizados e orientados por dados que ofereçam uma ampla gama de serviços de alto valor agregado, como personalização de produtos, preparação de caixas e pacotes de presentes, e entrega sob medida para as necessidades dos clientes e consumidores em todo o mundo.

“Nosso Plataforma, desenvolvida em Tech Accelerator, reinventa o processo de previsão de demanda em um mundo digital, aproveitando dados, insights do consumidor e aprendizado de máquina. É um facilitador chave da transformação digital da Cadeia de Suprimentos da empresa”
(Chief Digital Officer)

4.3 RESULTADOS - CASO C

- Transformação Digital

A empresa do caso C vem investindo em uma estratégia de transformação digital. Após um processo com consultorias e de contratação interna de pessoas com experiência de mercado definiu-se, em 2019, uma nova estratégia e foi nomeado um CDO (*Chief Digital Office*), que já atuava na empresa há alguns anos. Dentro dessa estrutura existe a área de transformação digital, criada com objetivo de definir um *framework* único, que será utilizado por toda a organização, visando a adaptação dos conhecimentos teóricos às especificidades da corporação.

O CDO vem, nos últimos anos, integrando a área de TI às áreas de negócios da empresa, quebrando a relação fornecedor-cliente previamente existente e gerando uma TI orientada à criação de valor para o negócio. Essa estratégia está bem alinhada entre a alta direção, que entende todo esse processo como uma mudança no modo de trabalho de toda a organização.

A empresa vem realizando diversos projetos focados na tecnologia e na inovação, com o objetivo de alavancar seus processos e produtos. Para isso, aposta em tecnologias digitais como IA, *machine learning*, visão computacional, entre outras.

- Inteligência Artificial

O projeto do caso C que utiliza a IA no planejamento de demanda, contou com duas etapas. O pré-projeto durou 12 meses, e teve como objetivo a avaliação dos diferentes *softwares* disponíveis no mercado. Já a fase de projeto durou 10 meses, estes focados na implementação da IA no planejamento de demanda da organização. Essa etapa contou com a parceria de uma empresa terceira, e utilizou a metodologia Ágil para sua execução.

A corporação utiliza duas técnicas de *machine learning*: redes neurais e árvore de decisão. Desta forma, o processo proposto para a utilização da ferramenta foi dividido em três etapas:

- 1) Planejamento mercadológico: nessa etapa são colocados os fatores variáveis no tempo que são relevantes para o planejamento como, por exemplo, mecanismos promocionais.

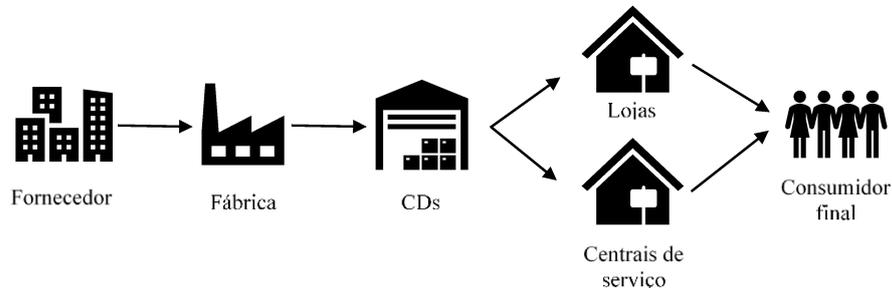
- 2) *Input* da base de dados: essa etapa consiste no *input* de toda informação sobre os produtos e dados históricos relevantes ao modelo.
- 3) Execução: nessa etapa é avaliada a rodada do modelo, tendo o planejador autonomia para aceitar, ou não, o mesmo e realizar ajustes finos.

- Estrutura da Cadeia de Suprimentos

A organização conta com duas fábricas e uma rede de centros de distribuição que atende mais de 4 mil lojas físicas, sendo essas próprias e franquizadas. Esta empresa apresenta diversos canais de vendas: loja, venda direta, *e-commerce*, entre outros, e lida com mais de 1400 SKU's de diferentes categorias. Uma representação macro dessa estrutura pode ser observada na Figura 14.

Sua rede de suprimentos contém fornecedores nacionais e internacionais com altos *lead times* de entrega e em diversos casos exclusivos. Além disso, existe concorrência de capacidade dos fornecedores, o que aumenta a complexidade da cadeia.

Figura 14 - Elos da Cadeia de Suprimentos (Caso C)



Fonte: Autora, 2022.

- Planejamento da demanda

A empresa tem gestores responsáveis pelo processo de S&OP (planejamento integrado de médio prazo). Esses processos seguem as recomendações da APICS e foram desenvolvidos juntamente a uma consultoria, para se adaptarem ao negócio.

A organização realiza o planejamento de demanda em dois níveis de previsão. Inicialmente é realizada a previsão de vendas para o *sell-out* (venda final - consumidor final) e, posteriormente, este é convertido em *sell-in* (venda interna - loja, centrais de serviços, etc.). O volume referente ao *sell-in* é o utilizado para o desdobramento do plano de operações.

Durante a coleta de dados foram levantados três principais empecilhos enfrentados pela empresa para o processo de planejamento de demanda. São eles:

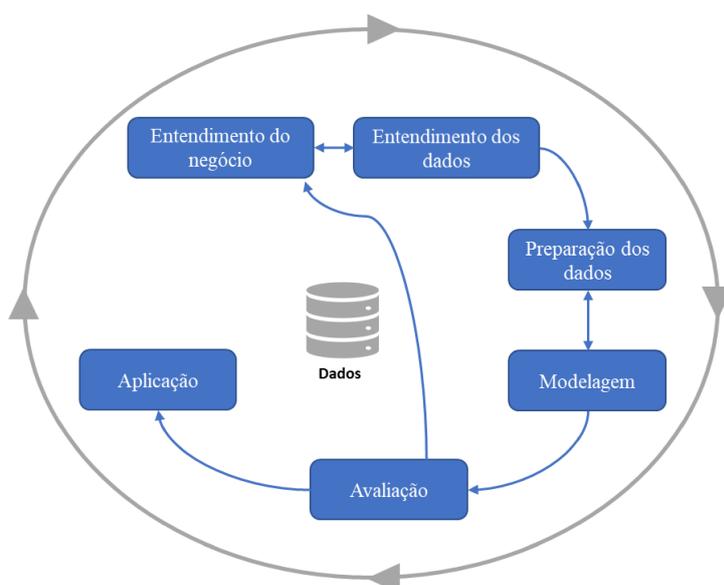
- Produtos sem histórico – parte considerável do portfólio da empresa apresenta menos de doze meses de dados históricos;
- Longa Cadeia de Suprimentos – CS complexa, com diversos insumos importados, o que acarretam em altos *lead time* de entrega. Desta forma, é necessário prever vários períodos a frente e impedindo reações rápidas;
- Séries com intervalos irregulares – a demanda é analisada em períodos criados anualmente pela área de *marketing* de acordo com os lançamentos e campanhas promocionais. Esse calendário é irregular e não se repete de ano em ano.

Antes do projeto, o modelo estatístico empregado para a previsão de demanda era o *Holt-Winters*, utilizado através de uma ferramenta de prateleira. Esse modelo conseguia analisar de maneira bastante satisfatória a sazonalidade e as tendências dos produtos, porém falhava na análise de séries com intervalos irregulares, pois essas não caracterizam uma sazonalidade.

- Implementação do Sistema Inteligência Artificial

A Implementação do sistema nos processos de previsão de demanda com apoio da IA teve participação das áreas de Demanda e *Data Science* e *Business Analytics* da organização, assim como a participação de uma consultoria especializada. O projeto utilizou como base a metodologia CRISP-DM, comumente utilizada para mineração de dados, que pode ser observada na Figura 15.

Figura 15 - Metodologia de mineração de dados (Caso C)



Fonte: Autora, 2022.

Para possibilitar a análise do portfólio da empresa foi necessária a criação de *cluster*. Estes foram criados conforme seu comportamento em relação a campanhas comerciais, sazonalidade e variações macroeconômicas. Logo, cada *cluster* entra no modelo com as variáveis criadas e gera uma previsão individual para cada produto presente no mesmo. Para os itens de lançamento é realizada uma classificação de acordo com o perfil do produto.

Na escolha dos algoritmos utilizados foram levados em conta dois fatores: a acurácia do modelo proposto e a facilidade de interpretar o mesmo. Foi dada importância a esse segundo fator pela necessidade de revisão dos resultados pelo planejador de demanda, desta forma ele deve ter a capacidade de entender o resultado proposto pelo algoritmo, a fim de criticá-lo.

Além disso, foi avaliado o viés do modelo. A organização considerou mais barato apresentar um viés positivo, que acarretaria um leve excesso de estoque, ao invés de um viés negativo, que geraria falta de produto e, conseqüentemente, reduziria seu nível de serviço. Sendo assim, foi desenvolvida uma função customizada da minimização do erro para que, enquanto o modelo esteja aprendendo, tenha uma penalização maior em erros negativos do que em erros positivos

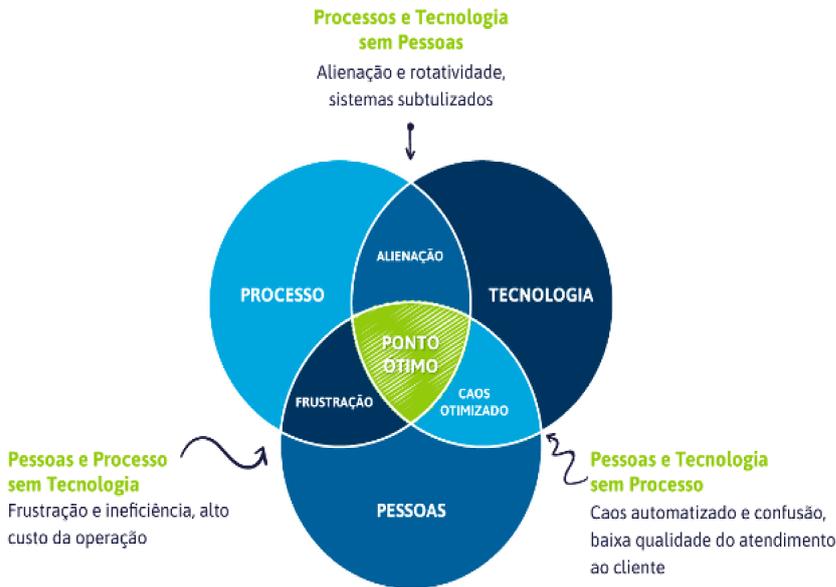
Durante a realização do projeto alguns pontos foram identificados como cruciais para o bom desempenho do modelo desenvolvido. Primeiramente, que o mesmo atendesse às especificidades do mercado de cosméticos, que são significativamente complexas por apresentar critérios subjetivos de avaliação, assim como por apresentar padrões temporais que não se repetem no tempo, estes gerados pelos ciclos comerciais que variam ano após ano.

Outro ponto levantado foi a qualidade de dados de *input* necessários para o sistema, visto que dados de entrada sem qualidade geram um resultado também sem qualidade. Os dados incluem, além dos históricos de vendas passadas, as correlações entre SKU's novos e existentes similares. Esta é muito relevante devido à falta de dados históricos para itens novos o que, para a empresa em questão, é um volume muito significativo das vendas do varejo.

A necessidade de treinamento da equipe foi um outro ponto levantado. A precisão de entendimento do modelo de IA desenvolvido, e de como as variáveis previamente analisadas estão sendo consideradas no mesmo, foi vista como crucial para a geração de confiança do modelo e, assim, o aceite por parte dos planejadores de demanda.

Como levantado por um dos entrevistados, um bom modelo não é apenas o melhor resultado de uma métrica estatística, mas de uma combinação de fatores que irão desencadear a melhor forma de validar e calibrar o mesmo. Sendo assim, a implementação foi focada nos pilares de pessoas, processos e tecnologia, a fim de encontrar o ponto ótimo de equilíbrio entre os três, como demonstrado na Figura 16.

Figura 16 - Dimensões do projeto (Caso C)



Fonte: Autora, 2022.

A figura acima mostra as três dimensões da implementação e o impacto negativo da organização considerar apenas uma combinação de dois deles. Deste modo, se mostra fundamental as definições de processos como: (i) em que momento o modelo será utilizado; (ii) qual será sua forma de consumo; (iii) qual é seu impacto para o negócio; definições da dimensão de pessoas como: como os usuários utilizarão os resultados do modelo; e da dimensão de sistemas, como: (i) quando o modelo deve ser executado ou treinado; (ii) qual o tempo máximo de execução tolerado.

“O que vem se provando, porém, é que entender as regras de negócio, adaptando para um bom *feature engineering* de forma contínua, é o que realmente tem feito a diferença”

(Especialista de Portfolio Tech)

Por fim, foram levantadas algumas das principais barreiras enfrentadas na implementação do projeto: (i) resistência por medo de substituição de pessoas pela tecnologia (ii) desconhecimento do funcionamento do modelo desenvolvido (iii) alta carga de atividades da equipe de projeto, tornando difícil incorporação de novas tarefas (iv) qualidade dos dados de *input* do modelo desenvolvido.

5 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Esse capítulo tem a finalidade de realizar uma análise comparativa entre as teorias observadas na literatura e as observações feitas na pesquisa de campo. A discussão dos resultados está dividida em três partes: transformação digital, Inteligência Artificial e planejamento de demanda.

A frente de Cadeia de Suprimento foi realizada com fim explanatório, para contextualizar melhor o cenário onde o processo analisado está inserido e a complexidade envolvida no mesmo. Todavia, como os três casos analisados estão inseridos em complexas Cadeias de Suprimentos, de itens com perfil inovadores, essa variável não será discutida de maneira mais profunda nesse trabalho.

5.1 TRANSFORMAÇÃO DIGITAL

As três empresas analisadas nesse estudo corroboram com a visão levantada por autores como Alexopoulos e Theodoulidis (2003), Ross *et al.* (2017) e Berman (2012), sobre a importância de investimentos em transformação digital. Essas corporações apresentam diversos projetos com o objetivo de utilizar tecnologias digitais, a fim de alavancarem seus modelos de negócio, processos operacionais e experiências do cliente.

A necessidade da criação de uma estratégia de negócio digital, diferente da existente para a TI tradicional, que oriente a organização como um todo, como colocado por Bharadwaj *et al.* (2013), também é vista durante a coleta de dados. As três empresas estudadas nessa pesquisa apresentaram, nos últimos anos, a criação e/ou contratação de um CDO responsável por orquestrar a transformação digital para a organização de maneira geral criando, assim, uma estratégia nesse âmbito que possibilite a alteração dos processos e modelos de negócios, focando na criação de valor para as empresas.

Neste quesito, é possível observar uma diferença entre os três estudos. O Caso A e C estão em um momento mais inicial desta reestruturação, em comparação ao Caso B. Na Tabela 5 observa-se a diferença temporal entre o início do processo de Transformação digital e o início da criação de uma estratégia para este, em cada caso avaliado.

Desta forma, é possível observar que a empresa do caso B iniciou uma estratégia há oito anos e, atualmente, já apresenta uma estratégia criada e consolidada para toda a organização. No caso das empresas referentes aos casos A e C, essa estratégia começou a ser criada há dois

e três anos, respectivamente, e, dessa forma, ainda é muito recente e não apresenta a maturidade necessária para ser observada e seguida por toda a organização.

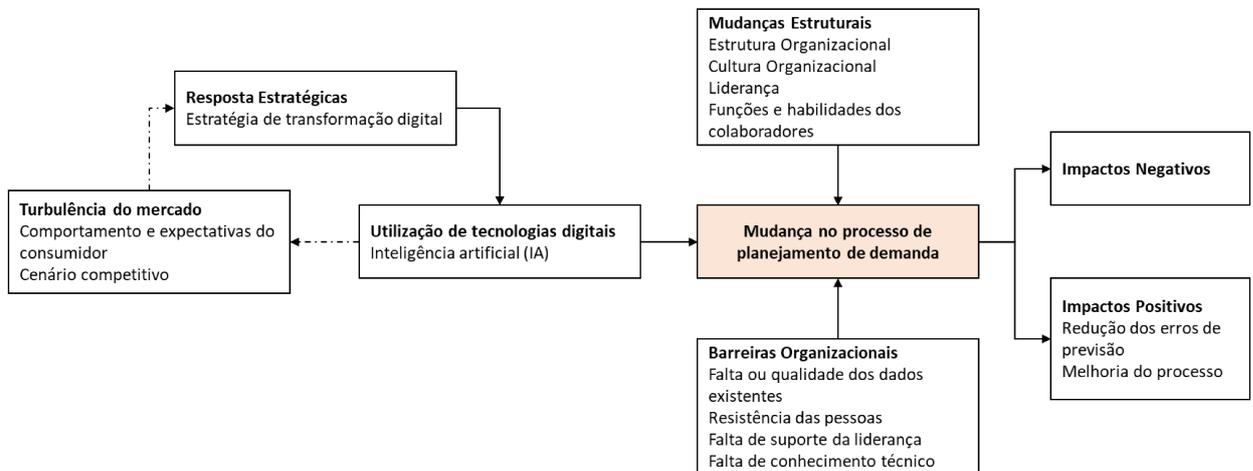
Tabela 5 - Processo de transformação digital dos casos

	Caso A	Caso B	Caso C
Início do processo de Transformação digital	2014	2012	-
Início da criação de um Estratégia de Transformação digital	2020	2016	2019

Fonte: Autora, 2022.

O presente estudo também demonstra um alinhamento com a definição e o fluxograma sobre transformação digital desenvolvido por Vial (2019). Os três casos apresentam, com maior ou menor nível de maturidade, a utilização da tecnologia juntamente com uma mudança e/ou criação da estratégia organizacional, a fim de alterar a forma como elas criam valor. Essa mudança se depara com barreiras organizacionais como, por exemplo, os explicitados no Caso C, e exigem transformações na organização como um todo, para gerar os impactos esperados. O modelo deste processo adaptado ao cenário estudado pode ser observado na Figura 17.

Figura 17 - Transformação digital no processo de planejamento de demanda



Fonte: Adaptado de Vial (2019).

Por mais que existam diferentes projetos de transformação digital sendo desenvolvidos em paralelo nas empresas analisadas, o tema estudado, aplicação de IA no planejamento de demanda, está alinhado com Furjan, Tomičić-Pupek e Pihir (2020) no quesito da escolha da tecnologia correta de acordo com o objetivo almejado. Segundo os autores, a IA é uma das tecnologias mais utilizadas quando se trata de melhorias na eficiência e/ou eficácia. Nos casos

avaliados, a utilização da IA sempre estava relacionada ao objetivo de obter melhorias na eficiência do processo de planejamento de demanda.

5.2 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Para avaliar o cenário interno das três empresas levantadas nesse estudo em relação a IA, utilizaremos o modelo proposto por Alsheiabni, Cheung e Messom (2019) para identificar, inicialmente, o nível de maturidade em IA de cada uma delas. Este modelo apresenta níveis de maturidade de um a cinco, em quatro dimensões diferentes (funções da AI, estrutura de dados, pessoas e organização).

A função da IA tem como objetivo determinar o nível da infraestrutura e padronização para a Inteligência Artificial. Logo observamos que, nos três casos, as organizações estão descobrindo a IA, visto que os projetos realizados ainda estão em estágios iniciais, enfrentando barreiras limitantes para o bom desenvolvimento da tecnologia e experimentando dentro deste cenário. Vale ressaltar que, no caso B, a organização se preocupa mais com definições mínimas de infraestrutura que possibilitem a geração de novas aplicações em IA pelo grupo. Deste modo, está se encontra em um nível um pouco à frente das demais.

A estrutura de dados é responsável por identificar o nível da disponibilidade e qualidade dos dados necessários para a IA. Nessa dimensão observou-se uma divergência entre os casos. O Caso A realiza, dentro da frente de tecnologia, a integração entre os sistemas existentes e a plataforma desenvolvida, garantindo a disponibilidade dos dados. Além disso, estes são saneados por meio de algoritmos de limpeza de dados, com o objetivo de obter a qualidade mínima necessária para alimentar o modelo. O Caso B apresenta um melhor desempenho no quesito de dados. Essa empresa desenvolveu uma arquitetura para garantir a normalização dos dados pela organização, com o objetivo de garantir dados de qualidade com pontualidade globalmente para as diferentes áreas do negócio. Além disso, ela desenvolve a integração dos dados em tempo real por meio da plataforma do Google Cloud. O Caso C apresenta maior dificuldade em disponibilizar dados de qualidade para alimentação do modelo. Este é um dos principais pontos levantados como barreira para a execução do projeto.

A dimensão de pessoas é responsável por identificar o nível de conhecimento e engajamento dos funcionários e da liderança dentro das organizações. Sendo assim, o Caso A e C apresentam resultados similares, visto que as empresas contêm uma estrutura de TI tradicional, sem conhecimento necessário para a IA. Porém, estas terceirizaram esse saber por meio da contratação de consultorias especializadas em tecnologia. Em paralelo a isso, durante

a execução dos projetos são identificados e realizados treinamentos específicos para o nivelamento do conhecimento básico necessário. No caso B, a organização também precisa de treinamentos sobre IA, contudo está apresentando maior suporte da liderança, visto que o projeto está sendo implementado em nível de Grupo.

Por fim, a dimensão de organização, que estipula o nível de uma estratégia definida para a IA, assim como processos e uma cultura estabelecida e espalhada por toda a empresa. As três corporações avaliadas apresentam uma estratégia de transformação digital que apoia os projetos com tecnologias digitais, por mais que não exista uma estratégia específica de IA. Com isso em mente, e conforme já discutido anteriormente, os casos A e C apresentam uma estratégia em estado inicial. Já no caso B, a estratégia de transformação digital corporativa é mais estruturada e a aplicação da inteligência artificial na gestão da operação da empresa faz parte dela.

Desta forma, com base nos itens discutidos anteriormente, é possível desenvolver a Figura 18 que classifica cada caso analisado nesse estudo.

Figura 18 - Maturidade IA para os casos analisados

Nível	Funções da IA	Estrutura de dados	Pessoas	Organização
Nível 1 Inicial		Caso C		
Nível 2 Avaliando	Caso A, Caso C	Caso A	Caso A, Caso C	Caso A, Caso C
Nível 3 Determinado	Caso B		Caso B	Caso B
Nível 4 Gerenciado		Caso B		
Nível 5 Otimizado				

Fonte: Adaptado de Alsheiabni, Cheung e Messom, 2019.

Logo, é possível concluir que o Caso B apresenta um maior nível de maturidade de IA em todas as dimensões. O caso A e C apresentaram resultados mais similares, com exceção da dimensão de estrutura de dados, onde o Caso A obteve um resultado melhor.

Outra análise relevante nesse estudo são os recursos identificados como importantes pelas empresas para gerar uma capacidade de IA. Sendo assim, os casos A, B e C indicaram um

alinhamento com os autores Mikalef e Gupta (2021), em relação a necessidade dos recursos e resultados obtidos com a implementação do Modelo de IA.

Neste contexto, ao observar os oito recursos propostos pelos autores, pode-se categorizá-los em três dimensões. Seriam elas: tangíveis, humano e intangível. Essa classificação é utilizada na Tabela 6 que aborda os recursos pontuados em cada caso como fundamentais para a implementação da IA no processo de Planejamento de demanda. Os estudos indicaram a importância da organização “orquestrar” os recursos e criar valor a partir da implementação da IA.

Tabela 6 - Recursos para formação Capacidade do Modelo IA

Dimensões	Caso A	Caso B	Caso C
Tangíveis	<ul style="list-style-type: none"> • Integração dos dados; • Algoritmos de limpeza de dados; • Arquitetura dos modelos de <i>Machine learning</i>; • A Plataforma IA adotada pela empresa contém uma biblioteca de algoritmos que é constantemente aprimorada pelos times de <i>Data Science e Machine Learning</i>. • API de comunicação na qual os clientes podem obter previsões de vendas, sugestões de reabastecimento de lojas e indicadores de resultados. 	<ul style="list-style-type: none"> • Arquitetura do modelo de <i>machine learning</i> que atenda os pré-requisitos de: seguro, sustentável, supervisão de ponta a ponta, fácil de implantar, arquitetura orientada a eventos, produtos entregues “como serviço” e ELT. • Integração de dados 	<ul style="list-style-type: none"> • Algoritmos de limpeza de dados; • Arquitetura dos modelos de <i>Machine learning</i>; • Aplicação separada por <i>clusters</i> de acordo com o perfil do produto
Humano	<ul style="list-style-type: none"> • Treinamento dos usuários • Criação de uma relação de confiança dos usuários com a Plataforma de Inteligência Artificial • Mapeamento dos usuários envolvidos Proporcionar uma Experiência simples ao Usuário; 	<ul style="list-style-type: none"> • Desenvolvimento de novas habilidades de engenharia de dados e cientistas de dados • Capacitação das pessoas para gerar valor comercial 	<ul style="list-style-type: none"> • Treinamento dos usuários • Criação de uma relação de confiança com o resultado proposto pelo modelo
Intangível	<ul style="list-style-type: none"> • Redesenho das políticas comerciais – a empresa analisada elaborou um novo conjunto de políticas comerciais em que as franquias são remuneradas pela aderência aos pedidos sugeridos • Redesenho do processo S&OP 	<ul style="list-style-type: none"> • Redesenho do processo de colaboração mais próxima entre as áreas de negócio (<i>marketing</i>, vendas, digital, finanças e cadeia de suprimentos) • Apoio da liderança 	<ul style="list-style-type: none"> • Redesenho do processo de planejamento de demanda

Fonte: Autora, 2022.

A partir da tabela acima é possível observar alguns recursos que são identificados de forma recorrente na coleta de dados. Na dimensão tangível estão, principalmente, os recursos de dados e a arquitetura do modelo (tecnologia). Deste modo, é identificado que, para o primeiro, são necessárias duas características principais: qualidade e prontidão dos dados. Por esse motivo, a utilização de algoritmos de limpeza de dados e a necessidade de integração entre os sistemas legados e a plataforma de IA são vastamente pontuados durante a coleta dados. Já para a arquitetura do modelo de IA é necessário conhecimento técnico para desenvolver a aplicação que apresente as técnicas corretas, a fim de se obter os resultados esperados. Para esse recurso é observada a aquisição por meio de consultorias, visto que as empresas não apresentam esse recurso internamente.

Na dimensão humano, o principal ponto levantado são as habilidades técnicas, ou seja, a necessidade de treinamentos para os usuários operadores do modelo, com o objetivo de garantir um nivelamento do entendimento destes. Sendo assim, os planejadores serão capazes de interpretar e criticar os resultados e, também, criar uma relação de confiança com a plataforma.

Por fim, na dimensão intangível, os pontos levantados estão relacionados ao redesenho do processo atual, principalmente aos quesitos do planejamento integrado (S&OP). E, como identificado no caso A, houve também a necessidade de um redesenho de algumas políticas comerciais. O apoio da liderança também é identificado no caso B como um recurso necessário, e a falta deste é citado como uma barreira no caso C.

Esses resultados também estão alinhados com o modelo proposto por Sjodin *et al.* (2021), que identifica três capacidades necessárias para alcançar a capacidade de IA: (i) capacidade de canalizar dados; (ii) capacidade de desenvolver algoritmos; (iii) capacidade de democratização. Esse autor especifica a necessidade de garantir a segurança durante o compartilhamento de dados (capacidade de canalizar dados), item observado no Caso B.

5.3 PLANEJAMENTO DE DEMANDA

A importância do planejamento de demanda, e seu desdobramento para operações, é levantado por diversos autores como Vollmann *et al.* (2006) e Chopra e Meindl (2015). Esse processo tem como objetivo a geração de um número consensual da demanda futura, que possa ser desdobrado nos planos de produção, compras, distribuição, entre outros (KILGER; WAGNER, 2008).

Como observado anteriormente, os três casos analisados apresentam um processo já estruturado para o planejamento de demanda. Os casos A e C apresentam maiores similaridades nesse processo, pelo fato das duas empresas seguirem os passos recomendados pela APICS, que foram revistos recentemente com auxílio de uma consultoria especializada no tema, fato esse que possibilita a adaptação do modelo proposto às especificidades do negócio. Já o caso B, apresenta um modelo levemente diferente, porém com o mesmo objetivo.

Esse processo envolve, direta ou indiretamente, diversas áreas dentro da organização. O PD geralmente envolve diretamente os times Comerciais e de *Marketing*, conforme citado pelos casos A e B. Esse envolvimento é derivado do impacto direto entre as campanhas comerciais e lançamentos realizados pela área de *marketing* e o número de vendas e, assim, na demanda prevista pela diretoria comercial.

Como proposto por Kilger e Wagner (2008) e Chen e Blue (2010), o principal diferencial entre as organizações no PD é a definição da estrutura correta desse processo com relação ao produto, ao cliente e ao tempo, e, assim, as definições de nível de agregação envolvendo estes. Por mais similar que o processo macro seja entre duas organizações, a periodicidade na análise, o nível de agregação, o horizonte de planejamento e o horizonte congelado (horizonte onde mudanças da demanda não conseguem mais ser absorvidas por operações), têm impacto direto no desempenho do PD e, conseqüentemente, na operação da Cadeia de Suprimentos da empresa.

A definição de cada fator levantado acima tem relação direta com a Cadeia de Suprimentos na organização. Sendo assim, o processo de planejamento de demanda pode ser visto como um processo único e complexo, e deve ser avaliado de forma específica por apresentar especificidades inerentes a este.

6 CONCLUSÃO

Esta pesquisa atinge seu objetivo principal de analisar como a Inteligência Artificial (IA) está sendo aplicada pelas empresas no Planejamento de Demanda, com foco na identificação dos recursos necessários para esta implantação e, conseqüentemente, no desenvolvimento da capacidade de IA por elas. O presente estudo identifica, empiricamente, um alinhamento com os recursos necessários para o desenvolvimento de uma capacidade de IA, conforme proposto por Mikalef e Gupta (2021).

Sendo assim, é possível identificar cinco recursos principais, divididos em três dimensões, levantados nessa análise. Na dimensão tangível, os recursos citados são dados, com qualidade e prontidão, e a arquitetura do modelo. É observada, também, a falta de habilidade técnica em IA dessas organizações, o que resulta na terceirização desse recurso por meio da prestação de serviços de consultorias especializadas na área. Esse fenômeno gera um *gap* de conhecimento, visto que o desenvolvedor tem pouco ou nenhum saber específico do negócio da empresa onde a implementação do sistema está ocorrendo e, por outro lado, a área de negócio também apresenta pouco ou nenhum conhecimento técnico de IA.

Na dimensão humano, o principal recurso identificado são as habilidades técnicas. Este tema de treinamento é citado pelos três casos estudados, sendo que a capacidade de entender a ferramenta é vinculada ao aceite da mesma pelos planejadores, fator de extrema importância para o sucesso de qualquer nova implementação. Finalmente, na dimensão intangível, são levantados os pontos da necessidade de redesenho do processo atual e a importância de apoio da liderança.

Como pôde ser observado, os recursos de tecnologia são os mais aprofundados pelos entrevistados, demonstrando a existência de uma maior relevância dada aos quesitos técnicos. Essa relevância é justificada, visto que a maior parte das organizações apresenta dificuldades de orquestrar seus dados e entender a IA. Porém, como já apresentado pela literatura e verificado nesse estudo, outros recursos não tecnológicos também são fundamentais para o desenvolvimento de uma capacidade de IA, que possibilite que empresas utilizem a tecnologia de forma a obter vantagem competitiva sobre seus concorrentes.

Esse estudo também atendeu aos seus objetivos específicos. O mesmo apresenta o processo de planejamento de demanda administrados por cada uma das três empresas. Esse processo se mostra relativamente similar, de forma macro, entre os casos. Os fatores diferenciais como frequência, periodicidade, horizonte e nível de agregação da análise são mais sutis, e não foram abertos pelas organizações.

No capítulo quatro é apresentado, também, o processo de implementação da IA para cada um dos três casos. Este apresenta diversas divergências entre empresas, no entanto, os recursos citados como fundamentais são praticamente os mesmos em todos os casos.

A transformação digital também é abordada. A importância de uma estratégia organizacional para lidar com as novas tecnologias digitais é identificada em todas as empresas. Com maior ou menor nível de maturidade, as corporações vêm observando a necessidade de uma estratégia de transformação digital para orquestrar melhor esse processo.

O nível de maturidade de IA também é identificado para cada uma das empresas analisadas. Dentro desse quesito, as organizações se encontram em estados iniciais. Assim, é possível concluir que, por mais que a organização esteja alinhada estrategicamente e apresente projetos de implementação da IA, não necessariamente ela possui um nível de maturidade para aproveitar o potencial total da tecnologia. Os casos demonstram um cenário ainda pioneiro da utilização de inteligência artificial pelas empresas.

Por fim, conclui-se que, por mais que as três organizações analisadas estejam inseridas em contextos organizacionais diferentes, estas apresentaram diversas similaridades com relação aos recursos necessários para a utilização da IA no processo de planejamento de demanda, o que demonstra uma convergência no tema.

6.1 CONTRIBUIÇÕES TEÓRICAS E PRÁTICAS

Nesse estudo, observa-se que a adoção da IA voltada para o processo de planejamento de demanda, necessita de recursos para alavancar efetivamente as tecnologias de IA e obter melhorias no processo de planejamento de demanda, principalmente na redução da margem de erro de previsão nesse âmbito. Os resultados indicam como as organizações devem ser configuradas para utilizar essas novas tecnologias em direção aos objetivos organizacionais.

A literatura acadêmica existente até o momento, tem um foco principalmente nos elementos técnicos relacionados à IA, muitas vezes desconsiderando os desafios associados à implantação de tais soluções e alinhando-as aos objetivos de negócios. Isso leva a vários comentários e estudos de pesquisa, argumentando que é importante entender os recursos necessários que devem ser promovidos pelas organizações para que estas estejam prontas para implantar tecnologias de IA, a fim de apoiar suas atividades principais.

Com base na estrutura teórica acima mencionada, com esse estudo é possível propor os fatores para avaliar as capacidades de IA para o processo de planejamento de demanda para produtos com características inovadoras, esses podem ser aplicados empiricamente. Isso é

relevante para gestores e profissionais, os quais podem desenvolver critérios de *benchmark* específicos e podem quantificar prontidão em relação a cada uma das dimensões avaliadas.

A construção de capacidade de IA é distinta de outras construções de capacidade digital, como capacidades de TI, sendo que esta pode ser definida com base nas dimensões extraídas a medida que forem necessárias para capturar o conceito. Importante destacar que, ao contrário de outros construtos e instrumentos correspondentes em diferentes capacidades digitais, as perguntas usadas para capturar as principais dimensões são baseadas em tecnologias, habilidades e recursos intangíveis específicos de IA com foco no processo de demanda.

6.2 LIMITAÇÕES E PESQUISAS FUTURAS

O presente estudo apresenta algumas limitações. São elas: (i) a tamanho da amostra utilizada e o número de entrevistas realizadas em cada caso; (ii) limitações inerentes ao método qualitativo, como a subjetividade.

Para pesquisas futuras, a pesquisadora pode expandir esta análise para um maior número de organizações de diferentes segmentos, ou realizar uma análise mais profunda em um único caso para identificar possíveis novos recursos.

Além disso, pode ser realizado um paralelo dos recursos disponíveis para cada organização e os resultados obtidos por cada uma delas, visando a identificação no nível de relevância de cada recurso para o sucesso de implementação da IA no planejamento de demanda.

REFERÊNCIAS

- ADAMOWSKI, J. Peak daily water demand forecast modeling using artificial neural networks. **Journal of Water Resources Planning and Management**, 134(2), 119-128, 2008.
- ADAMOWSKI, J., KARAPATAKI, C. Comparison of multivariate regression and artificial neural networks for peak urban water-demand forecasting: evaluation of different ANN learning algorithms. **Journal of Hydrologic Engineering**, 15(10), 729-743, 2010.
- AKTEPE, A., YANIK, E., ERSÖZ, S. Demand forecasting application with regression and artificial intelligence methods in a construction machinery company. **Journal of Intelligent Manufacturing**, 1-18, 2021.
- ALEXOPOULOS, E., THEODOULIDIS, B. The generic information business model. **International Journal of Information Management**, 323-336, 23(4), 2003.
- ALSHEIABNI, S.; CHEUNG, Y.; MESSOM, C. Towards An Artificial Intelligence Maturity Model: From Science Fiction To Business Facts. **PACIS**. p. 46, 2019.
- ANDRIUSHCHENKO, K. *et al.* Peculiarities of sustainable development of enterprises in the context of digital transformation. **Entrepreneurship and sustainability issues**, v. 7, n. 3, p. 2255, 2020.
- BALA, P. Improving inventory performance with clustering based demand forecasts. **Journal of Modelling in Management**. Vol. 7 No. 1, pp. 23-37, 2012.
- BARNEY, J.; HESTERLY, W. **Administração estratégica e vantagem competitiva: conceitos e casos**. 3. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2011.
- BASSON, L.; KILBOURN, P.; WALTERS, J. Forecast accuracy in demand planning: A fast-moving consumer goods case study. **Journal of Transport and Supply Chain Management**. Vol 13. a427, 2019. DOI: <https://doi.org/10.4102/jtscm.v13i0.427>
- BAUER, M., GASKELL, G. **Pesquisa qualitativa com texto, imagem e som: um manual prático**. Petrópolis: Editora Vozes, 2002. 516 p. ISBN: 8532627277.
- BENBASAT, I; GOLDSTEIN, D.; MEAD, M. The case research strategy in studies of information systems. **MIS quarterly**, p. 369-386, 1987.
- BERGHAUS, S.; BACK, A. Stages in digital business transformation: results of an empirical maturity study. **MCIS**. p. 22, 2016.
- BERMAN, S. Digital transformation: opportunities to create new business models. **Strategy & Leadership**, Vol. 40 Issue: 2, pp.16-24, 2012. DOI: <https://doi.org/10.1108/10878571211209314>.

BHARADWAJ, A. *et al.* Digital business strategy: toward a next generation of insights. **MIS Quart.** 37 (2), 471–482, 2013.

BOLLIER, D. Artificial intelligence comes of age. The promise and challenge of integrating AI into cars, healthcare and journalism. **The Aspen Institute Communications and Society Program.** Washington, DC, 2017.

BORGES, A. *et al.* The strategic use of artificial intelligence in the digital era: Systematic literature review and future research directions. **International Journal of Information Management**, p. 102225., 2020

BROCK, J.; VON WANGENHEIM, F. Demystifying AI: What digital transformation leaders can teach you about realistic artificial intelligence. **California Management Review**, v. 61, n. 4, p. 110-134, 2019.

BÜYÜKÖZKAN, G.; GÖÇER, F. Digital supply chain: literature review and a proposed framework for future research. **Computers in Industry**, v. 97, p. 157-177, 2018.

CHEN, A.; BLUE, J. Performance analysis of demand planning approaches for aggregating, forecasting and disaggregating interrelated demands. **International Journal of Production Economics**, v. 128, n. 2, p. 586-602, 2010.

CHIZZOTTI, A. Pesquisa em Ciências Humanas e Sociais. 5 ° edição. **Cortez**, 2001.

CHOPRA, S., MEINDL, P. **Gestão da cadeia de suprimentos: estratégia, planejamento e operações.** 6ª edição. Pearson Universidades. 2015.

CLAVER, E; GONZÁLEZ, R; LLOPIS, J. An analysis of research in information systems (1981–1997). **Information & Management**, v. 37, n. 4, p. 181-195, 2000.

DAVENPORT, T.; RONANKI, R. Artificial intelligence for the real world. **Harvard business review**, v. 96, n. 1, p. 108-116, 2018.

DAVIS *et al.* How to Create Data and Analytics Everywhere for Everyone: Top Insights for Digital Business. **Gartner.** ID: G00387117, 2019.

DAVIS, D.; MENTZER, J. Organizational factors in sales forecasting management. **International Journal of Forecasting**, v. 23, n. 3, p. 475-495, 2007.

DEMIRKAN, H.; SPOHRER, J.; WELSER, J. Digital innovation and strategic transformation. **It Professional**, v. 18, n. 6, p. 14-18, 2016.

DU, X. Research on the Artificial Intelligence Applied in Logistics Warehousing. In **Proceedings of the 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Advanced Manufacture**. pp. 140-144, 2020.

EISENHARDT, K. Building theories from case study research. **Academy of Management Review**. New York, New York, v. 14 n. 4, 1989.

FISHER, M. What is the right supply chain for your product?. **Harvard business review**, 75, 105-117, 1997.

FU, W., CHIEN, C. UNISON data-driven intermittent demand forecast framework to empower supply chain resilience and an empirical study in electronics distribution. **Computers & Industrial Engineering**, 135, 940-949, 2019.

FURJAN, M.; TOMIČIĆ-PUPEK, K.; PIHIR, I. Understanding Digital Transformation Initiatives: Case Studies Analysis. **Business Systems Research: International journal of the Society for Advancing Innovation and Research in Economy**, v. 11, n. 1, p. 125-141, 2020.

GAGNON, S. Resource-based competition and the new operations strategy. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 19, n. 2, p. 125-138, 1999.

GRANT, D. **Gestão de logística e cadeia de suprimentos**. Saraiva Educação SA, 2017.

HARTLEY J., SAWAYA W. Tortoise, not the hare: Digital transformation of supply chain business processes. **Business Horizons**. Vol. 62, 2019.

HEINZ, G. **A estratégia de operações e a dimensão ambiental: um estudo de caso na indústria automotiva**. Dissertação de mestrado – Centro universitário FEI. 2011. Disponível em: <https://repositorio.fei.edu.br/handle/FEI/523>

HESKES, T. M. **Empirical Bayes for learning to learn**. 2000. Disponível em: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.31.3464&rep=rep1&type=pdf>

HUTTER, F.; KOTTHOFF, L.; VANSCHOREN, J. Automated machine learning: methods, systems, challenges. **Springer Nature**. 2019

JEBBOR, S., RADDOUANE, C., EL AFIA, A. A preliminary study for selecting the appropriate AI-based forecasting model for hospital assets demand under disasters. **Journal of Humanitarian Logistics and Supply Chain Management**. 2021.

KANDIL, M., EL-DEBEIKY, S., HASANIEN, N. The implementation of long-term forecasting strategies using a knowledge-based expert system: part-II. **Electric Power Systems Research**, 58(1), 19-25, 2001.

KANG, S.; MOON, T. Supply chain integration and collaboration for improving supply chain performance: A dynamic capability theory perspective. **49th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS)**. IEEE, 2016. p. 307-316, 2016.

KHAN, S.; YU, Z. **Strategic supply chain management**. AG: Springer International Publishing, 2019.

KILGER C., WAGNER M. **Supply Chain Management and Advanced Planning**. Springer, Berlin, Heidelberg. 2008. DOI: https://doi-org.ez328.periodicos.capes.gov.br/10.1007/978-3-540-74512-9_8

KUO, R., TSENG, Y., CHEN, Z. Integration of fuzzy neural network and artificial immune system-based back-propagation neural network for sales forecasting using qualitative and quantitative data, **Journal of Intelligent Manufacturing**, Vol. 27 No. 6, pp. 1191-1207, 2016, DOI: 10.1007/s10845-014-0944-1.

LECUN, Y.; BENGIO, Y.; HINTON, G. Deep learning. **Nature**, v. 521, n. 7553, p. 436-444, 2015.

MARTINS, F.; SIMON, A.; CAMPOS, R. Desafios da Supply Chain 4.0. **Gestão & Produção**, v. 27, 2020.

MCCARTHY, J. **What is Artificial Intelligence?** Computer Science Department of Stanford University. 2004. Disponível em: <http://jmc.stanford.edu/articles/whatisai.html>. Acesso em: dezembro de 2021.

MIGUEL, P. *et al.* Estudo de caso na engenharia de produção: estruturação e recomendações para sua condução. **Revista Produção**, v. 17, n. 1, p. 216-229, 2007.

MIGUEL, P. *et al.* - **Metodologia de Pesquisa em Engenharia de Produção e Gestão de Operações**. 2.^a ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2012. ISBN 978-85-352-4850-0. Cap. 6, p. 131-148

MIKALEF, P. *et al.* Artificial Intelligence in the public sector: a study of challenges and opportunities for Norwegian municipalities. **Conference on e-Business, e-Services and e-Society**. Springer, Cham, 2019. p. 267-277, 2019.

MIKALEF, P., GUPTA, M. Artificial intelligence capability: Conceptualization, measurement calibration, and empirical study on its impact on organizational creativity and firm performance. **Information & Management**, 58(3), 103434, 2021.

MORAKANYANE, R.; GRACE, A.; O'REILLY, P. Conceptualizing Digital Transformation in Business Organizations: A Systematic Review of Literature. **Bled eConference**, v. 21, p. 428-444, 2017.

MURPHY, K. Machine learning: a probabilistic perspective. **MIT press**. 2012.

NADKARNI, S.; PRÜGL, R. Digital transformation: a review, synthesis and opportunities for future research. **Management Review Quarterly**, v. 71, n. 2, p. 233-341, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11301-020-00185-7>

NIKOLOPOULOS, K., BABAI, M., BOZOS, K. Forecasting supply chain sporadic demand with nearest neighbor approaches. **International Journal of Production Economics**, 177, 139-148, 2016.

OLESKÓW-SZLAPKA, J. *et al.* Logistics 4.0 maturity levels assessed based on GDM (grey decision model) and artificial intelligence in logistics 4.0-trends and future perspective. **Procedia Manufacturing**, 39, 1734-1742, 2019.

PARADZA, D; DARAMOLA, O. Business Intelligence and Business Value in Organisations: A Systematic Literature Review. **Sustainability**, v. 13, n. 20, p. 11382, 2021.

RANSBOTHAM, S. *et al.* Reshaping business with artificial intelligence: Closing the gap between ambition and action. **MIT Sloan Management Review**, v. 59, n. 1, 2017.

RIAHI, Y, *et al.* Artificial Intelligence Applications in Supply Chain: A Descriptive Bibliometric Analysis and Future Research Directions. **Expert Systems with Applications**. 114702, 2021.

ROSA, J. Fundamentos da inteligência artificial. Rio de Janeiro: **LTC**, 2011.

ROSCOE, S.; COUSINS, P.; HANDFIELD, R. The microfoundations of an operational capability in digital manufacturing. **Journal of Operations Management**, v. 65, n. 8, p. 774-793, 2019.

ROSS, J. *et al.* The Technology Advantage Practice of BCG. Designing Digital Organizations - Summary of survey findings. **MIT CISR WP** No. 415, 2017.

RUSSELL, S.; NORVIG, P. A modern, agent-oriented approach to introductory artificial intelligence. **Acm Sigart Bulletin**, v. 6, n. 2, p. 24-26, 1995.

SAKHUJA, S. *et al.* Genetic algorithm based fuzzy time series tourism demand forecast model. **Industrial Management & Data Systems**. Vol. 116 No. 3, pp. 483-507, 2016.

SAVASTANO, M. *et al.* Technology adoption for the integration of online–offline purchasing: Omnichannel strategies in the retail environment. **International Journal of Retail & Distribution Management**, 2019.

SELLDIN, E.; OLHAGER, J. Linking products with supply chains: testing Fisher's model. **Supply Chain Management: An International Journal**, 2007.

SICULAR, S. *et al.* Artificial Intelligence Maturity Model. **Gartner**. ID G00466009, 2020.

SJODIN, D. *et al.* How AI capabilities enable business model innovation: Scaling AI through co-evolutionary processes and feedback loops. **Journal of Business Research**, v. 134, p. 574-587, 2021.

SOHRABPOUR, V. *et al.* Export sales forecasting using artificial intelligence. **Technological Forecasting and Social Change**, 163, 120480, 2021.

SOUSA, R. Case research in operations management. **EDEN Doctoral Seminar on Research Methodology in Operations Management**. Bruxelas, 2005.

STUBBINGS, P. *et al.* Modular neural networks for recursive collaborative forecasting in the service chain. **Knowledge-based systems**, 21(6), 450-457, 2008.

SUMIC, Z. Hype Cycle for Digital Grid Transformation Technologies. **Gartner**. ID G00448215, 2020.

SUN, Z. *et al.* Sales forecasting using extreme learning machine with applications in fashion retailing. **Decision Support Systems**, 46(1), 411-419, 2008.

SYNTETOS, A. *et al.* Supply chain forecasting: Theory, practice, their gap and the future. **European Journal of Operational Research**, 252(1), 1-26, 2016.

TITZE, C., STEVENS, A. The 2019 Top Supply Chain Technology Trends You Can't Ignore. **Gartner**. ID: G00376176, 2019.

TOORAJIPOUR, R. *et al.* Artificial intelligence in supply chain management: A systematic literature review. **Journal of Business Research**, 122, 502-517, 2021.

VERSTRAETE, G., *et al.* A leading macroeconomic indicators' based framework to automatically generate tactical sales forecasts. **Comput. Ind. Eng.** 139, 106169, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106169>.

VIAL, G. Understanding digital transformation: A review and a research agenda. **The journal of strategic information systems**, v. 28, n. 2, p. 118-144, 2019.

VOLLMANN, T. *et al.* Sistemas de planejamento & controle da produção para o gerenciamento da cadeia de suprimentos. **Porto Alegre: Bookman**. 2006.

VOSS, C.; TSIKRIKTSIS, N.; FROHLICH, M. Case research in operations management. **International journal of operations & production management**, 2002.

WANG, J. Meta-learning in natural and artificial intelligence. **Current Opinion in Behavioral Sciences**, v. 38, p. 90-95, 2021.

WESTERMAN, G. *et al.* Digital transformation: a roadmap for billion-dollar organizations. **MIT Center for Digital Business and Capgemini Consulting**, pp. 1–68, 2011.

WOSCHANK, M., RAUCH, E., ZSIFKOVITS, H. A Review of Further Directions for Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning in Smart Logistics. **Sustainability**, 12(9), 3760, 2020.

XIAO, Y. *et al.* A neuro-fuzzy combination model based on singular spectrum analysis for air transport demand forecasting. **Journal of Air Transport Management**, 39, 1-11, 2014.

YEH, P.; CRAWFORD, J. Innovative Applications of Artificial Intelligence 2016. **AI Magazine**, v. 38, n. 1, 2017.

YIN, R. Estudo de Caso – Planejamento e Método. **Editora Bookman**, Porto Alegre, 3ª edição, 2003.

YUCEL, S. Estimating the Benefits, Drawbacks and Risk of Digital Transformation Strategy. In: 2018 **International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI)**. IEEE, p. 233-238, 2018 b.

YUCEL, S. Modeling Digital Transformation Strategy. In: 2018 **International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI)**. IEEE. p. 221-226, 2018 a.

APÊNDICE A – Roteiro de pesquisa

Tabela 7 - Roteiro de pesquisa (Continua)

ID	Questões	Tema	Referência de suporte
1	Qual o segmento e porte da empresa?	Contexto Organizacional	-
2	Como está estruturada a cadeia de suprimento da organização?	Supply Chain	Dimensões da CS
3	Como funciona a colaboração com fornecedores e clientes?	Supply Chain	Dimensões da CS
4	Quais as principais características dos produtos comercializados (ciclo de vida, margem, variedade de SKUs)?	Supply Chain	Tipo de produto
5	Como está estruturado o processo de planejamento de demanda?	Planejamento de Demanda	S&OP
5.1	O mesmo é integrado ao de produção (S&OP)?	Planejamento de Demanda	S&OP
5.2	Esse processo é maduro dentro da organização?	Planejamento de Demanda	S&OP
5.3	Quais são as técnicas de previsão utilizadas no mesmo?	Planejamento de Demanda	Previsão de Demanda
6	Qual a estrutura da HPLAN - hierarquia de planejamento (horizonte analisado, <i>Bucket</i> de análise, congelamento, periodicidade de revisão e nível de agregação)	Planejamento de Demanda	S&OP
7	Qual foi o principal motivador para a utilização de IA no planejamento de demanda?	Entendimento geral	-
8	De qual área surgiu essa solução?	Entendimento geral	-
9	Qual tipo de IA foi implementada?	Inteligência Artificial	Tipos de IA
10	Como foi estruturado o projeto para a implementação da IA (duração, pessoas envolvidas, metodologia)?	Entendimento geral	-
11	Quais alterações, se existente, a implementação de IA causou no processo de planejamento?	Planejamento de Demanda	S&OP
12	Como a IA impactou no erro envolvido na previsão de demanda?	Planejamento de Demanda	Previsão de Demanda
13	Este foi a primeira implementação de IA, ou outras tecnologias digitais na organização?	Inteligência Artificial	Maturidade da IA
13.1	Se não, existe um processo e/ou incentivo diferenciado para essas aplicações?	Inteligência Artificial	Maturidade da IA
14	Quão difícil foi a obtenção e tratativa de dados pelo projeto?	Inteligência Artificial	Maturidade e Capacidade da IA
15	Existe na organização uma área central responsável pela gestão e qualidade de dados?	Inteligência Artificial	Maturidade e Capacidade da IA
16	O conhecimento da implementação da IA estava dentro da organização?	Inteligência Artificial	Maturidade e Capacidade da IA
16.1	Se não, houve treinamentos aos funcionários?	Inteligência Artificial	Maturidade e Capacidade da IA

Tabela 7 - Roteiro de pesquisa (Conclusão)

ID	Questões	Tema	Referência de suporte
17	Houve auxílio de um terceiro? Se sim, quais foram os requisitos destacados durante a seleção do mesmo?	Inteligência Artificial	Capacidade da IA
18	Qual foi o papel da liderança durante esse projeto?	Inteligência Artificial	Maturidade e Capacidade da IA
19	Quem do projeto tinha maior entendimento do negócio? Essa pessoa também tinha entendimento da IA?	Inteligência Artificial	Capacidade da IA
20	Houve resistência a mudança por parte da empresa?	Inteligência Artificial	Capacidade da IA
20.1	Qual nível hierárquico teve maior resistência?	Inteligência Artificial	Capacidade da IA
21	Quem foram os responsáveis pela transferência de conhecimento dentro do projeto? Como funcionou esse processo?	Inteligência Artificial	Capacidade da IA
22	Como foi a relação interdepartamental do projeto?	Inteligência Artificial	Capacidade da IA
23	O quão aversa ao risco e a erros foi a liderança envolvida neste processo?	Inteligência Artificial	Capacidade da IA
24	Quais as principais dificuldades enfrentadas?	Entendimento geral	-

Fonte: Autor, 2022.