

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

GUSTAVO TIECKER

**O IMPACTO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA ESTRATÉGIA DE PEQUENAS E
MÉDIAS EMPRESAS: UM ESTUDO DE REVISÃO SISTEMÁTICA DA
LITERATURA**

CURITIBA

2024

GUSTAVO TIECKER

**O IMPACTO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA ESTRATÉGIA DE PEQUENAS E
MÉDIAS EMPRESAS: UM ESTUDO DE REVISÃO SISTEMÁTICA DA
LITERATURA**

Artigo apresentado ao curso de especialização
MBA em Gestão Estratégica, do Setor de Ciências
Sociais Aplicadas da Universidade Federal do
Paraná, como requisito parcial à obtenção do título
de especialista em Gestão Estratégica.

Orientador: Prof. Dr. Rodrigo Luiz Morais da Silva

CURITIBA

2024

O impacto da Inteligência Artificial na estratégia de Pequenas e Médias Empresas: Um estudo de revisão sistemática da literatura

Gustavo Tiecker

RESUMO

A inteligência artificial (IA) pode ser considerada um desafio ou uma oportunidade para as pequenas e médias empresas (PMEs). Embora a literatura tenha avançado nesse campo, as contribuições ainda são pontuais e não apresentam uma visão ampla dos achados identificados até o momento. Dessa forma, este estudo tem como objetivo analisar o cenário atual da utilização de IA em PMEs, bem como seu impacto na gestão estratégica. A partir da estratégia de revisão sistemática da literatura, foi realizada a busca na base de dados *Web of Science* utilizando variações dos termos em inglês *AI (Artificial Intelligence)* e *SMEs (Small and Medium-sized Enterprises)*. Inicialmente, 264 trabalhos foram encontrados, e após o refinamento, 20 destes foram analisados de forma detalhada. Observou-se que a literatura tem se dedicado especialmente em cinco áreas que relacionam IA e PMEs: manufatura inteligente, IA para previsão e tomada de decisão, transformação digital, IA em marketing e segurança da informação. Os resultados centram-se em desafios e sugestões para a implementação. Os desafios abrangem a gestão de recursos limitados e a exigência de prontidão tecnológica. Recomendações para a fase inicial de implementação incluem a promoção de treinamentos, a escolha de soluções prontas e de baixo custo, o investimento na coleta e armazenamento de dados, e o aporte em infraestrutura básica para a tecnologia. Assim, o estudo contribui com o avanço do conhecimento acadêmico e gerencial, em torno das temáticas abordadas.

Palavras-chave: Estratégia Organizacional. Inteligência Artificial. Pequenas e Médias Empresas.

ABSTRACT

Artificial intelligence (AI) can be considered a challenge or an opportunity for small and medium-sized businesses (SMEs). Although the literature has advanced in this field, the contributions are still specific and do not present a broad view of the findings identified to date. Therefore, this study aims to analyze the current scenario of using AI in SMEs, as well as its impact on strategic management. Based on the systematic literature review strategy, a search was carried out in the Web of Science database using variations of the English terms *AI (Artificial Intelligence)* and *SMEs (Small and Medium-sized Enterprises)*. Initially, 264 works were found, and after refinement, 20 of

these were analyzed in detail. It was observed that the literature has been dedicated especially to five areas that relate AI and SMEs: intelligent manufacturing, AI for forecasting and decision making, digital transformation, AI in marketing and information security. The results focus on challenges and suggestions for implementation. The challenges include managing limited resources and requiring technological readiness. Recommendations for the initial implementation phase include promoting training, choosing ready-made, low-cost solutions, investing in data collection and storage, and providing basic infrastructure for the technology. Thus, the study contributes to the advancement of academic and managerial knowledge around the topics covered.

Keywords: Organizational Strategy. Artificial Intelligence. Small and Medium-sized companies.

1 INTRODUÇÃO

Durante a revolução industrial, uma transformação foi iniciada. Essa transformação, que perdura até os dias atuais, força as empresas a embarcarem em um contínuo processo de digitalização. Porém, as Pequenas e Médias Empresas (PMEs) tendem a ser mais lentas no processo de integração de novas tecnologias. Por exemplo, apenas uma em cada cinco empresas da União Europeia possuem atualmente operações altamente digitalizadas (BETTONI et al., 2021).

No entanto, a utilização da Inteligência Artificial (IA), bem como o uso de ferramentas com essa tecnologia embarcada, tornou-se comum no cotidiano. Além do impacto na vida das pessoas, também há grande impacto no cotidiano das empresas, impactando sua operação e sua estratégia organizacional. Diante disso, surge então a necessidade de PMEs se adaptarem a estes avanços. De acordo com Magistretti, Dellera e Petruzzelli (2019), é esperado que a Inteligência Artificial se torne uma ferramenta complementar no processo de tomada de decisão das PMEs.

Atualmente, muitas empresas reconhecem o potencial da IA e o impacto que a adoção dessa tecnologia pode ter em seus negócios, porém, PMEs sofrem com a falta de conhecimento em como integrar a tecnologia com seu processo atual (DOWLING et al., 2021). Além da correta implementação, um dos grandes desafios para PMEs é a gestão da IA, juntamente com a correta utilização da mesma no processo de tomada de decisão e estratégias, visando estabelecer um negócio sustentável (BOLL-WESTERMANN et al., 2019). Além do impacto na tomada de decisão, o crescimento de uma transformação digital industrial impacta diretamente em empresas de manufatura, a Indústria 4.0, como é chamada, e a manufatura

inteligente, estão à frente de uma mudança completa da forma como este tipo de negócio opera (QU et al., 2016).

Com base nessa problemática, o presente trabalho tem como objetivo analisar o cenário atual da utilização de Inteligência Artificial (IA) em Pequenas e Médias Empresas (PMEs), bem como o impacto dessa utilização na gestão estratégica. Para tanto, foi realizada uma revisão sistemática das publicações que envolvessem esses dois temas na base de dados *Web of Science*. A análise realizada no presente trabalho, ajuda a entender melhor o cenário, e pode servir de auxílio para gestores de PMEs compreenderem os impactos, bem como descobrirem novas utilizações da tecnologia baseado em seu tipo de negócio, já que a literatura analisada é variada, não se prendendo a apenas um tipo de PME.

2 REVISÃO DE LITERATURA

A pesquisa realizada no presente trabalho busca a exploração da interseção entre Inteligência Artificial (IA) e Pequenas e Médias Empresas (PMEs), examinando como o uso dessas tecnologias pode impactar o crescimento, competitividade e sustentabilidade dessas empresas. Para isso, a presente seção de revisão de literatura desempenha um papel fundamental na compreensão e contextualização dos temas. Na subseção 2.1 é apresentada uma definição de IA de um modo geral, bem como suas especializações e como podem ser aplicadas em um contexto empresarial. Na subseção 2.2 é apresentada a definição de PMEs baseado em algumas regiões, bem como suas características peculiares que as diferem de grandes empresas e multinacionais.

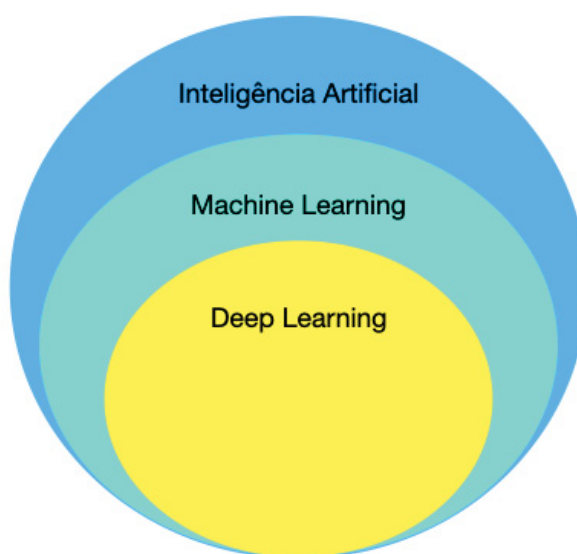
2.1 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

A Inteligência Artificial (IA) pode ser definida como uma campo da ciência e da engenharia que se preocupa com a compreensão computacional do que é comumente chamado de comportamento inteligente, bem como a criação de artefatos que exibem tal comportamento (SHAPIRO, 1992). De acordo com Sarker (2022) esse campo da ciência da computação preocupa-se em construir máquinas e sistemas inteligentes, capazes de executar tarefas que normalmente requerem inteligência

humana, desempenhando funções cognitivas, como resolução de problemas, tomada de decisões, percepção e compreensão da comunicação humana.

A área de IA contém algumas especializações usadas hoje de forma intercambiável para representar sistemas inteligentes, são elas *Machine Learning* (ML) e *Deep Learning* (DL). O ML é focado em uma forma em que o sistema aprenda sem ser explicitamente programado, a partir de dados ou experiência. O DL também faz uso da aprendizagem orientada por dados, porém, utilizam redes neurais multicamadas, com numerosos níveis ou estágios através dos quais esses dados são processados (SARKER, 2021). A figura 1 ilustra onde cada um dos subgrupos se encontra dentro da grande área de IA.

FIGURA 1 – Representação das dos subgrupos da área de IA



FONTE: o autor (2023).

A utilização de ML vem se difundindo cada vez mais, principalmente devido ao fato de o poder computacional ter dado um grande salto nos últimos anos, com isso, é necessário entendermos como este subgrupo funciona e como ele é dividido. Os algoritmos de ML podem ser divididos em quatro categorias de aprendizado: supervisionado, não supervisionado, semi-supervisionado e aprendizado por reforço (WANG; HUANG; ZHANG, 2019). Na abordagem de aprendizagem supervisionada, o sistema é treinado com valores alvo, posteriormente identifica padrões e infere suas próprias regras a partir dos dados rotulados (AFIOUNI, 2019). No caso de abordagens

de aprendizagem não supervisionadas, o valor alvo não está incluído no conjunto de treinamento, o sistema deve analisar a estrutura dos dados de treinamento e suas propriedades estatísticas para resolver o problema (AFIOUNI, 2019). Na aprendizagem semi-supervisionada, são utilizados dados rotulados e não rotulados (HARFOUCHE et al., 2017). Em contraste, a aprendizagem por reforço não aprende com dados anteriores, em vez disso, permite aprender a partir do feedback recebido através de interações com um ambiente externo (HARFOUCHE et al., 2017).

Ao contrário de ML, chamado de aprendizagem rasa, DL é chamado de aprendizagem profunda, basicamente dividida em multicamadas de aprendizagem. O DL é baseado na criação de redes neurais profundas com várias camadas ocultas, onde a camada mais próxima dos vetores de dados aprende recursos simples, enquanto as camadas superiores aprendem recursos de nível superior (HARFOUCHE et al., 2017).

Com a crescente utilização de ferramentas de IA, é possível que uma próxima etapa da revolução industrial esteja chegando, visto que, o progresso econômico nos últimos 150 anos é impulsionado pela automação. A revolução industrial utilizou vapor e depois eletricidade para automatizar processos de produção. Relés, transistores e semicondutores continuaram a tendência. A IA pode ser a próxima fase desse processo, uma grande revolução ao invés de uma mera etapa (AGHION; JONES; JONES, 2017).

2.2 PEQUENAS E MÉDIAS EMPRESAS

Para entender melhor o impacto da IA nas Pequenas e Médias Empresas (PMEs), é necessário entender quais características em uma empresa a enquadram nessa categoria. A Comissão Europeia (2021) define que para uma empresa ser caracterizada com PME, ela precisa ter menos de 250 funcionários, até 50 milhões de Euros de *turnover* ou até 43 milhões de Euros de receita bruta. A Comissão Europeia também destaca que 99% de todas as pessoas empregadas na União Europeia (UE) estão em PMEs, definindo-as como a espinha dorsal da economia europeia. A tabela 1 apresenta as características de PMES na UE dividido por categoria, incluindo também as microempresas.

TABELA 1 – CLASSIFICAÇÃO DE PMEs SEGUNDO A COMISSÃO EUROPEIA

| Categoria | Número de funcionários | Turnover | Receita bruta |
|------------------|-------------------------------|-----------------|----------------------|
| Média | <250 | ≤€ 50 m | ≤€ 43 m |
| Pequena | <50 | ≤€ 10 m | ≤€ 10 m |
| Micro | <10 | ≤€ 2 m | ≤€ 2 m |

FONTE: Comissão Europeia (2021).

Nos Estados Unidos, a *Small Business Administration* (SBA) (2023) classifica PMEs de acordo com sua estrutura de gestão, número de funcionários, ganhos e indústria. Por exemplo, para empresas de manufatura se enquadrarem como PMEs, precisam ter 500 funcionários ou menos. Já no caso de empresas que extraem minério de cobre e minério de níquel podem ter até 1.500 empregados e ainda assim ser identificadas como PME. Tal como a UE, os EUA também classificam empresas com menos de 10 funcionários como micro. Assim como a UE, o Escritório Representativo de Comércio dos Estados Unidos (USTR) (2023), também classifica as PMEs como a espinha dorsal da economia, sendo responsável pela criação de dois terços de todos os novos empregos nas últimas décadas.

Na China, tal como os EUA, também considera na classificação, o ramo do negócio, além da receita, número de funcionários e total de ativos. O *China Briefing* (2023), divide essencialmente em três categorias, cada qual com seus requisitos para se enquadrarem em PMEs:

- As empresas retalhistas chinesas são pequenas se empregarem entre 10 e 49 funcionários e tiverem receitas operacionais anuais de pelo menos 1 milhão de dólares;
- Os promotores imobiliários chineses são pequenos se tiverem receitas operacionais anuais de 1 milhão a 10 milhões de dólares e activos totais de 20 milhões a 50 milhões de dólares;
- As empresas agrícolas chinesas são pequenas se a sua receita operacional anual for de 0,5 milhões a 5 milhões de dólares.

Os países em desenvolvimento, do continente Africano, Oriente Médio e América do Sul, divergem nas nomenclaturas, mas possuem características similares sobre as características de PMEs. No Brasil, o Banco Nacional do Desenvolvimento (BNDES) (2023), classifica PMEs utilizando a receita operacional bruta anual (ROB),

essa classificação se torna essencial para facilitar o acesso ao crédito por parte dessas empresas. A tabela 2 classifica a categoria da empresa segundo o BNDES.

TABELA 2 – CLASSIFICAÇÃO DE PMEs SEGUNDO O BNDES

| Categoria | Receita |
|-----------|----------------------------|
| | Operacional Bruta (ROB) |
| Média | ≤ R\$ 300 m |
| Pequena | ≤ R\$ 4,8 m |
| Micro | ≤ R\$ 360 mil |

FONTE: Banco Nacional do Desenvolvimento (2023).

Antes de buscar compreender a relação entre IA e PMEs, é necessário entender também as diferenças entre grandes empresas e PMEs na implementação de estratégias de inovação. Grandes empresas possuem um grande número de camadas de gestão, o que gera um maior tempo de resposta às mudanças. Laforet e Tann (2016) inferem que grandes empresas são mais relutantes à inovações em processos, porém, se destacam na inovação em produtos. PMEs, por outro lado, tendem a ser mais abertas à inovações em processos, devido a sua estrutura interna mais fluida (SPITHOVEN; VANHAVERBEKE; ROIJAKKERS, 2013).

Na literatura, diversos trabalhos reportam e evidenciam a diferença entre as operações de PMEs e grandes empresas. O principal ponto, presente na grande maioria dos trabalhos, é a ausência de recursos nas PMEs em comparação com grandes empresas. Schröder (2016), por exemplo, argumenta que a falta de recursos e conhecimentos necessários é o principal motivo pelo qual as PMEs não adotam ferramentas digitais e da indústria 4.0. PMEs também costumam focar seus recursos disponíveis no seu negócio principal, principalmente quando a demanda por seus produtos e serviços é alta comparado a sua capacidade operacional (DOWLING et al., 2021).

Além da falta de recursos financeiros, Vanharanta, Vartiainen e Polvinen (2022) destacam outros desafios financeiros enfrentados por PMEs, como o baixo fluxo de caixa, dificuldade para conseguir linhas de crédito, bem como a dificuldade de acesso a financiamentos por parte do governo. PMEs ainda precisam lidar com o que Freeman (1983) definiu como "a responsabilidade da pequenez", relacionando o

tamanho da empresa com o aumento da vulnerabilidade da mesma para com os eventos internos e externos, algo que foi possível observar durante a pandemia de Covid-19.

3 METODOLOGIA

Com o objetivo de analisar o cenário atual da utilização de IA em PMEs, bem como o impacto dessa utilização na gestão estratégica, a metodologia utilizada busca investigar os trabalhos publicados que relacionam as duas áreas, apresentando uma visão unificada e permitindo análises sobre características das empresas, bem como estratégia utilizada na implementação da tecnologia. Na subseção 3.1 é apresentada a estratégia de busca, base de dados e palavras-chave utilizadas. Na subseção 3.2 são apresentados os critérios de exclusão dos trabalhos, baseado em sua relação com o tema do estudo.

3.1 ESTRATÉGIA DE BUSCA

Uma pesquisa bibliográfica abrangente foi conduzida na base de dados online *Web of Science*. Para estruturar a fórmula da consulta, foram utilizados quatro termos na língua inglesa, são eles: *Small and Medium-sized Enterprises*, tradução de Pequenas e Médias Empresas, bem como sua sigla correspondente *SMEs*. *Artificial Intelligence*, tradução de Inteligência Artificial, bem como sua sigla correspondente *AI*. A inclusão das siglas, juntamente com os termos escritos por extenso, teve por objetivo auxiliar na busca de trabalhos que utilizam apenas uma terminologia. A fórmula final da consulta foi a seguinte: ((TS=(SMEs) OR (TS=(Small and medium-sized enterprises))) AND (TS=(AI) OR (TS=Artificial Intelligence))).

3.2 SELEÇÃO E ANÁLISE DOS ESTUDOS

Após a definição da estratégia de busca e elaboração da fórmula, foi necessário definir os critérios de inclusão e exclusão de trabalhos, sendo dividido em quatro etapas: Busca preliminar, refinamento, leitura do título, palavras chave e remoção de duplicados, leitura do resumo.

Com a aplicação da fórmula na base de dados Web of Science, como primeira etapa, foram recuperados 261 trabalhos. Na sequência, já na segunda etapa, por se tratar de um assunto recente e que evolui rapidamente, a busca foi refinada pelos últimos cinco anos (2019-2023). Além disso, o interesse principal era por documentos do tipo artigo, então a busca também foi refinada por esse critério. Por fim, foram selecionadas categorias pertinentes aos temas buscados, para evitar trabalhos oriundos de outras áreas, a segunda etapa resultou em 87 trabalhos.

A terceira etapa envolveu a leitura do título, das palavras chave, bem como a remoção de trabalhos duplicados, resultando em 39 trabalhos. Nesta etapa, o principal critério foi considerar apenas trabalhos onde os termos fizessem parte do tema central dos artigos. A última etapa consistiu na leitura do resumo dos 39 trabalhos, buscando trabalhos onde, além de os dois termos serem temas centrais, houvesse uma boa correlação entre os mesmos. Essa última etapa resultou em 20 trabalhos, os quais fundamentam as discussões do presente estudo.

A tabela 3 ilustra as quatro etapas realizadas.

TABELA 3 – ETAPAS REALIZADAS BASEADAS EM CRITÉRIOS DE EXCLUSÃO

| Etapa | Critérios | Base de dados | Número de trabalhos após etapa |
|-----------------------------|---|-----------------------|--------------------------------|
| 1 - Busca preliminar | Fórmula: ((TS=(SMEs) OR (TS=(Small and medium-sized enterprises)) AND (TS=(AI) OR (TS=Artificial Intelligence)))) | <i>Web of Science</i> | 261 |
| 2 - Refinamento | Refinado por: Anos de publicação (2019-2023); Tipos de documento (<i>Articles</i>); Categorias (<i>Management or Business or Engineering Industrial or Operations Research Management Science or Economics or Computer Science Interdisciplinary Applications or Computer Science Artificial Intelligence</i>). | <i>Web of Science</i> | 87 |

| | | | |
|--|--|-----------------------|----|
| 3 - Leitura do título, palavras chave e remoção de duplicados | Critérios de exclusão: Trabalhos onde os termos não são considerados temas centrais. Três trabalhos duplicados. | <i>Web of Science</i> | 39 |
| 4 - Leitura do resumo | Critérios de exclusão: Trabalhos em que, onde apesar de os termos serem centrais, não tinham como característica principal a correlação entre os dois temas. | <i>Web of Science</i> | 20 |

FONTE: o autor (2023).

Para análise dos trabalhos selecionados por meio dos critérios citados na seção de metodologia, foram definidos critérios a serem avaliados durante a leitura integral de cada trabalho selecionado. Os seguintes critérios foram buscados em cada trabalho analisado: propósito do artigo, país ou região de foco, técnica utilizada, identificação do problema, pontos relevantes de discussão, impacto dos resultados e relevância do artigo para o objetivo do presente trabalho. Concluída a leitura, e a constatação dos critérios, foi possível identificar e agrupar os trabalhos a partir da área abordada em cada estudo.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

A leitura e análise dos estudos selecionados para essa revisão sistemática levou à criação de cinco grupos: Manufatura inteligente; IA para previsão e tomada de decisão; Transformação digital; IA em Marketing; e Segurança da informação. A quantidade de trabalhos classificados em cada grupo é exibida na tabela 4, assim como a análise detalhada de cada estudo:

TABELA 4 – CLASSIFICAÇÃO DOS TRABALHOS DE ACORDO COM OS GRUPOS

| Manufatura inteligente | IA para previsão e tomada de decisão | Transformação digital | IA em Marketing | Segurança da informação |
|-------------------------------|---|------------------------------|------------------------|--------------------------------|
| 5 | 7 | 5 | 1 | 1 |

FONTE: o autor (2021).

4.1 MANUFATURA INTELIGENTE

Dentro desse grupo podem ser alocados os trabalhos relacionados a utilização de ferramentas inteligentes integradas com a manufatura. Essas ferramentas podem ser relacionadas a Inteligência Artificial, Internet das Coisas, *Machine Learning*, e demais tecnologias que compõem a chamada Indústria 4.0.

Nesse sentido, Hansen e Bogh (2021) conduziram uma pesquisa como foco global para investigar o uso de Internet das Coisas (IoT) e IA em PMEs de manufatura, visando o levantamento das etapas necessárias para aplicação. O trabalho aborda as quatro habilidades analíticas necessárias para que PMEs sejam classificadas como totalmente analíticas, seguindo os quatro passos de Gartner, começando do menor nível de análise descritiva, passando pela diagnóstica, preditiva e por fim prescritiva (GARTNER, 2017). Por se tratar de um *survey*, o trabalho divide os artigos por grupos, baseado no foco principal de cada um: *Business*, *Cloud*, *IoT*, *IA* e *Digital Twin*, levantando também as diferentes motivações que levaram as PMEs analisadas a incorporarem ferramentas inteligentes ao seu processo de manufatura, divididos em: Inovação de processo, estratégia, consumidor, informal/flexível, cultura/liderança, ou nenhuma das anteriores. Apesar das PMEs, na visão de Hansen e Bogh (2021), não saberem muito bem por onde começar, reforçam que é de suma importância estarem à frente dessa nova revolução para se manterem competitivas. Como primeiro passo, apontam a necessidade da definição dos motivadores. Outro ponto de destaque é o fato de ser apontada como benéfica para PMEs, devido ao baixo custo, uma abordagem de *Machine-wise* (Máquina isoladas inteligentes) ao invés de uma abordagem de *Full Production-wise* (Toda a planta produtora inteligente).

No que se refere a criação ou alteração do modelo de negócios para PMEs de manufatura, focando especificamente na digitalização para implementação de ferramentas de IA, Von Garrel e Jahn (2022) desenvolvem uma estrutura sócio-técnica apoiada nos quatro componentes de um modelo de negócios: proposta, entrega, criação e captura de valor. No trabalho, os autores dividem os quatro componentes em setores dentro do negócio, e formulam perguntas para cada quadrante. Como resultado, é apresentada uma estrutura que abrange questões culturais, técnicas e gerenciais, contemplando todas as áreas de uma PME. Entretanto, a estrutura apenas provê um passo inicial, e sua implementação depende de desafios específicos que cada PME enfrenta em seu negócio.

Visando validar hipóteses encontradas na literatura que expliquem os desafios e motivadores para a adoção de manufatura inteligente por PMEs, Ghobakhloo e Ching (2019) conduziram um trabalho com foco em 360 empresas do Irã e Malásia. A maioria das hipóteses foram comprovadas, destacando-se a compatibilidade percebida, criação de um *roadmap* tecnológico, e competência de conhecimento como sendo os principais facilitadores para o processo de modernização. Contrariando uma das hipóteses, foi analisado que não necessariamente a pressão competitiva auxilia na adoção de uma manufatura inteligente, pois com as tecnologia se tornando mais acessíveis, esse processo acaba se tornando mais uma necessidade competitiva do que uma vantagem propriamente dita.

Ainda seguindo no contexto de motivadores, Hariastuti et al. (2022) buscaram determinar os principais fatores impulsionadores da inovação tecnológica especificamente em manufaturas de metal. O estudo se divide em etapas, primeiro são coletados dados de 5 PMEs por meio de questionários, estes dados são analisados por especialistas a fim de encontrar relações diretas e indiretas. Posteriormente, essas relações são agrupadas em clusters e dispostas em um dígrafo. São encontrados 11 fatores impulsionadores, entre eles, o fator comprometimento da gestão é indispensável para apoiar a aplicação da inovação tecnológica em todas as atividades fabris. Além disso, o apoio e regulamentações governamentais, a colaboração e parceria com as partes interessadas, bem como a aplicação de tecnologia inteligente nas atividades de produção, são identificados como o nível básico na hierarquia e são os fatores mais importantes. Esses fatores são uma prioridade fundamental para a gestão no aumento da criação de valor industrial em direção à sustentabilidade. Por fim, a qualidade dos produtos e serviços, a qualidade do processo de produção, a fiabilidade da tecnologia, bem como a qualidade e produtividade do trabalho estão incluídas nos fatores instáveis. Apesar de não ser totalmente voltado para IA, o trabalho auxilia na compreensão do processo de inovação tecnológica em manufaturas, podendo servir de base para o planejamento estratégico.

Em um exemplo mais técnico, Sommer et al. (2023) apresentam o desenvolvimento de um modelo que permite uma geração automática de *Digital Twin* para empresas de manufatura, visando planejamento de produção. Estas etapas focam principalmente no reconhecimento de objetos, testando alguns métodos de pré-processamento, bem como métodos para coleta dos dados utilizando *scans* das mais

diversas formas, e parcerias com as empresas produtoras das máquinas para utilização de modelos CAD (Desenho assistido por computador) das mesmas. Estes dados posteriormente são submetidos a uma rede neural, que é responsável por automatizar o processo de geração do *Digital Twin*. Apesar de resultados positivos, o grande esforço ainda se encontra no treinamento da rede neural, sendo necessário de 30 a 50 salas para representar as principais configurações arquitetônicas, o que acaba se tornando inviável para PMEs.

Ainda no contexto mais técnico, mas com falta de foco em PMEs, Majstorović, Mitrović e Mišković (2022) apresentam um modelo já desenvolvido que visa a gestão de manutenção de maquinários em indústrias. Esta gestão está intimamente ligada com os dados coletados por meio de ordens de serviço, gráficos de tempo de inatividade, planos de manutenção, visão geral de estoque de peças de reposição, planos de ferramentas de manutenção, etc. Posteriormente estes dados são tratados e armazenados na nuvem, onde são analisados utilizando modelos de aprendizado de máquina.

4.2 IA PARA PREVISÃO E TOMADA DE DECISÃO

Em IA para previsão e tomada de decisão foram agrupados os trabalhos onde ferramentas inteligentes são utilizadas como apoio na tomada de decisões, tais como: previsão de demanda, gestão de ativos, gestão de riscos.

Nesse sentido, Kolková e Ključnikov (2022) apresentam um estudo que visa identificar a efetividade de modelos de previsão de demanda baseados em IA comparando os modelos estatísticos desenvolvidos na academia, com modelos baseados em prática, no contexto de PMEs e grandes empresas. Além de testes de acurácia em todos os modelos, o estudo propõe mais dois critérios de comparação: o conhecimento necessário para o método ser empregado e o poder computacional necessário para escalar a implementação. Os resultados apontam melhores alternativas para ambos os contextos. Em grandes empresas, com mais disponibilidade de recursos humanos e tecnológicos, indica-se o modelo baseado em prática, pois possui maior acurácia, porém com um maior custo computacional e de conhecimento necessário. Em PMEs por outro lado, por serem escassas de recursos humanos e tecnológicos, modelos estatísticos oferecem uma melhor alternativa a um custo menor, mesmo com uma acurácia um pouco inferior. O estudo também conclui

que a origem do método afeta consideravelmente sua acurácia, métodos desenvolvidos por cientistas nas empresas possuem mais acurácia do que métodos desenvolvidos por cientistas nas universidades, isso se deve ao fato da experiência dos cientistas com o contexto das empresas onde atuam. O artigo teve alguns resultados alterados por conta da pandemia global, principalmente pelo fato de grande parte da seleção de dados ter sido feita na República Tcheca, onde o mercado é relativamente pequeno e vulnerável a casos como esse. Mesmo assim, o artigo fornece pontos relevantes, e deixa o método aberto para ser utilizado em testes com outros modelos, à medida que a tecnologia avança.

Ainda no contexto de planejamento de produção, Mehdiyev et al. (2022), propõem uma abordagem para estimar parâmetros de produção em processo específicos de PMEs de manufatura do tipo "*one-of-a-kind production*" (OKP), ou seja, cada produto feito especificamente para atender os requisitos de um determinado cliente. O artigo propõe uma abordagem em vários estágios que visa classificar, agrupar peças produzidas por empresas de manufatura e criar um método de análise de seu processo de fabricação como um meio para o planejamento da produção. Para isso, utiliza classificação de imagens com *Deep Learning* utilizando uma rede neural ResNet-50 e técnicas de *clustering* para agrupamento de das peças classificadas de acordo com suas características. O caso real abordado trata-se de uma PME produtora de peças de fixação. No experimento conduzido, o modelo classificador utilizando a rede neural ResNet-50 alcançou um resultado de 89%, indicando que é claramente capaz de classificar a categoria de uma peça. A clusterização também foi capaz de separar em grupos corretos de peças. A escalabilidade, por outro lado, pode ser limitada, devido à lentidão do processo e alto custo computacional, podendo ser uma barreira para PMEs.

Quanto à gestão de ativos, Chen et al. (2021) apresentam uma abordagem muito interessante do uso de IA para manutenção preditiva na gestão de ativos de PMEs. É um exemplo claro da interação entre a IA e o homem, já que na abordagem proposta, o modelo de IA trabalha lado a lado com um especialista do negócio, que supervisiona a atuação, corrigindo e treinando o modelo. Pelo fato de ter sido realizada e testada em um ambiente pandêmico, adiciona uma desafio a mais em seu uso. O desenvolvimento do modelo de IA se dá baseado em outros modelos de manutenção preditiva, juntamente com métodos para tratamento de um conjunto de dados desbalanceados. A adição de um especialista no negócio visa tornar a abordagem um

HOTL (*human-on-the-loop*), com a IA operando de forma autônoma recebendo *feedbacks* de um humano. O trabalho evidencia a dificuldade das PMEs no que tange à recursos financeiros, predição de demanda e de manutenção em seus ativos, e como isso pode se agravar ainda mais em ambientes pandêmicos. Com a implementação do modelo em um ambiente real, foi possível observar uma acurácia de 82%, indicando que o modelo seria válido para esse tipo de contexto. Ainda é necessário avaliar como o modelo pode desempenhar em outros ambientes reais e principalmente em ambientes não pandêmicos, onde a previsibilidade é aumentada e o conjunto de dados é menos desbalanceado. O autor também sugere que para futuros trabalhos, pode ser abordado um conceito de múltiplos especialistas e múltiplos domínios do negócio, visando fornecer mais *feedbacks* para a IA.

No que se refere ao gerenciamento de riscos, Wong et al. (2022), investigam o uso de IA para esse fim, avaliando a melhoria de agilidade da cadeia de suprimentos. O método se baseia na coleta de dados por meio de questionários aplicados em 252 PMEs da Malásia. Após coletados, os dados são analisados por meio de análise estatística e por meio de modelos de IA. Após análise dos dados obtidos, pode ser concluído que a IA utilizada para gerenciamento de riscos tem um impacto significativo na re-engenharia e agilidade da cadeia de suprimentos, auxiliando no gerenciamento em um ambiente incerto, entendimento e predição de consumo, bem como tomada de decisões estratégicas relacionadas. Os resultados impactam principalmente na forma como é feita a gestão da cadeia de suprimentos por parte das PMEs e de como elas podem se beneficiar do uso IA para gerenciamento de risco. Apesar disso, o estudo apresenta uma limitação geográfica e de base de dados, bem como a falta de inclusão de outras influências na adoção da tecnologia, como cultura, compromisso da gestão e prontidão tecnológica.

Ainda na gestão de riscos, especificamente na predição de crises financeiras, Muthukumaran e Hariharanath (2023), tem por objetivo desenvolver um modelo para predição de crises financeiras em PMEs. Para isso, os autores combinam técnicas de seleção de características relevantes no conjunto de dados, pré-processamento, otimização de hiperparâmetros, juntamente com uma rede neural para a classificação. Após testes realizados em conjuntos de dados financeiros abertos, o modelo foi capaz de superar desde outras técnicas de pré-processamento, como outras redes neurais classificadoras, apresentando alta performance com custo computacional menos

elevado. Na conclusão do artigo, ficou pendente o impacto que o modelo poderia ter em PMEs, bem como sugestão para testes de um ambiente real.

Já no contexto de tomada de decisão para a adoção de ferramentas de IA, Lemos et al. (2022) combinam duas técnicas: a criação de um mapa cognitivo e aplicação do DEMATEL (decision-making trial and evaluation laboratory) em um contexto neutrosófico. Os resultados se mostraram relevantes na criação de um modelo de suporte a tomada de decisão na adoção de IA por parte de PMEs, capaz de identificar correlação entre categorias que afetam a gestão de mudanças, além de estabelecer o sistema de análise multi-critérios que permite analisar a adaptação das PMEs à iniciativas relacionadas com IA.

Por fim, Kaymakci et al. (2022) desenvolveram um sistema de suporte de decisão (DSS) para seleção de serviço de *Machine Learning* na nuvem para uso em PMEs utilizando um processo de hierarquia analítica (AHP), dividido em 4 passos: estruturação do problema de decisão, avaliação do serviço de nuvem, adição dos critérios e seus respectivos pesos, processo de tomada de decisão. Este sistema possibilita atribuir pesos para cada critério baseado no contexto atual da PME, auxiliando na tomada de decisão principalmente no estágio inicial da digitalização. Os resultados apresentados após o teste em cenário real, em uma PME alemã de manufatura, indicaram que o sistema pode ser uma boa ferramenta no auxílio da escolha de um serviço de *Machine Learning* na nuvem para PMEs, podendo ser realizada uma avaliação de quais os critérios são mais importante para determinado contexto, atribuindo pesos e auxiliando a tomada de decisão.

4.3 TRANSFORMAÇÃO DIGITAL

No presente grupo, foram selecionados trabalhos onde o principal tema é a investigação e o entendimento de como a digitalização e adoção de ferramentas inteligentes por parte das PMEs pode ser um agente transformador em seu negócio.

Seguindo essa linha, Grashof e Kopka (2022) investigam o papel da IA no surgimento de inovações radicais em PMEs e grandes empresas. O artigo divide o uso da IA por parte das empresas em dois grupos, Tecnologias de Propósito Geral (GPT) e Invenção de Método de Invenção (IMI). Para isso, propõe um método de cruzamento de dados de duas bases de dados, a primeira contendo empresas e a segunda patentes registradas, ambas na União Europeia. Na base de dados que

contém as patentes, é realizada a seleção das patentes relacionadas a IA e divididas em dois grupos, aplicações de IA (GPT), sendo soluções prontas e com um contexto mais amplo e técnicas de IA (IMI), sendo soluções mais específicas para o contexto. A partir desse método, é possível analisar que alguns fatores podem implicar na utilização de um ou outro método por parte das PMEs. Embora as grandes empresas utilizem a IA para maximizar os benefícios da sua base de conhecimento interna e para otimizar as suas linhas de produção utilizando aplicações de AI, as pequenas empresas e os empresários são capazes de utilizar a IA num ambiente de produção menos formalizado, utilizando técnicas de IA como ferramenta para novos mercados e geração de novos produtos. Os resultados trazem impacto diretamente na estratégia das empresas no que tange a adoção de IA em sua operação. É possível analisar que a adoção de IA por parte das empresas, pode ter resultados negativos ou positivos baseado em seu tamanho.

Acerca das fases que as PMEs percorrem durante o processo de transformação digital guiada por IA, Taherizadeh e Beaudry (2023) desenvolveram um estudo com o objetivo de explorar essa transformação por meio da formulação de um modelo teórico, explicando como isso se desdobra em PMEs. O modelo é criado por meio da análise de dados coletados em entrevistas realizadas com 17 participantes, a maioria cargos de gestão, em PMEs canadenses. Após a coleta dos dados, são formuladas cinco dimensões, quatro delas sendo sequenciais e podendo ser classificadas como estágios, são elas: avaliação do contexto de transformação, auditoria da prontidão das organizações, integração de IA, escalando a implementação. A quinta dimensão seria a liderança da transformação, que seria uma dimensão recorrente e onipresente durante todo o processo de transformação digital guiado por IA. Por meio de cada uma das dimensões, são formuladas hipóteses, e apresentados os principais pontos de discussão que geraram cada uma das dimensões, a fim de entender melhor como ocorre o complexo processo de transformação digital, ainda mais complexo quando envolve IA.

Analisando um contexto específico e pouco explorado no grupo de trabalhos relacionados à transformação digital, Baabdullah et al. (2021) conduziram um estudo com o objetivo de avaliar os principais antecedentes e consequências da aceitação de práticas de IA por PMEs B2B na Arábia Saudita. O modelo conceitual é desenvolvido com base no TOE (Tecnologia-Organização-Ambiente) considerando os facilitadores e a prontidão de AI. Após uma revisão de literatura, dados foram

coletados por meio de questionários respondidos por 392 participantes, sendo donos ou cargos gerenciais de PMEs B2B da Arábia Saudita, visando comprovar hipóteses levantadas. As hipóteses giram em torno de facilitadores de IA, prontidão para IA, interação entre negócio e consumidor baseada em IA, governança relacional habilitada por IA e performance habilitada por IA. Os resultados do modelo estrutural indicam que fatores como prontidão para a IA e facilitadores significativos explicam 69% da variação na aceitação da IA por PMEs B2B. Além disso, a aceitação da IA impacta várias áreas, incluindo experiência de serviço (59%), engajamento do cliente (59%), planejamento conjunto (45%), resolução conjunta de problemas (70%), desempenho financeiro (50%), e desempenho não financeiro (48%). A prontidão tecnológica, especialmente em termos de consciência e infraestrutura técnica, é crucial para a adoção bem-sucedida da IA por PMEs B2B. A falta de familiaridade técnica não é uma preocupação significativa, indicando uma crescente conscientização sobre a IA. Além disso, o estudo destaca a importância do planejamento tecnológico e atitudes positivas em relação à IA para facilitar sua adoção. Contrariamente, a expertise profissional não demonstrou impacto significativo. A aceitação da IA influencia positivamente a interação com o cliente e a experiência de serviço, destacando seu papel nas interações comerciais B2B.

O estudo conduzido por Ellefsen et al. (2019) trata de uma pesquisa preliminar que visa explorar o estado atual, a fim de construir um *roadmap* para empresas atingirem a maturidade lidando com AI, especificamente Logística 4.0. Por meio de entrevistas com funcionários de empresas, o resultado preliminar mostra que grandes empresas já possuem esse processo parcialmente automatizado com algumas integrações com AI. Já pequenas empresas, não possuem o processo automatizado, integração e nem planos para desenvolver.

O estudo de Choudrie et al. (2023) visa explorar, entender e explicar o uso de ferramentas de IA em *smartphones*, principalmente Assistentes Virtuais Pessoais (VPAs) em micro-PMEs, visando explicar a lacuna digital e identificar os resultados positivos ou negativos das funções de IA nos smartphones. O estudo é realizado por meio de entrevistas com 21 participantes no Camden Market, sendo eles vendedores, consumidores e gestores. Na análise dos dados, ideias foram extraídas das teorias relatadas pelos entrevistados, buscando encontrar pontos positivos e negativos sobre a utilização de ferramentas de IA nos *smartphones*. Além dos pontos positivos e negativos, também foram identificados estresses positivos e negativos, sendo

negativos quando levavam o usuário a uma frustração, retrabalho ou avaliação de ganho, e positivos quando apesar do trabalho extra, traziam benefícios para o usuário.

4.4 IA EM MARKETING

Apenas um trabalho foi identificado como pertencente ao grupo IA em Marketing. Trata-se de um estudo de Abrokwhah-Larbi e Awuko-Larbi (2023), onde o principal problema a ser resolvido é a limitada investigação empírica sobre o impacto da Inteligência Artificial em Marketing (AIM) no desempenho das PMEs, particularmente no contexto de uma economia emergente. O estudo analisa o impacto da AIM na performance de PMEs em países emergentes. Para isso, utiliza as métricas de performance do *Balanced Scorecard* (financeiro, cliente, processos internos, aprendizado e perspectiva de crescimento), realizando um estudo com 225 PMEs, utilizando questionários.

Os resultados fornecem provas empíricas sobre a eficácia da AIM na melhoria de vários aspectos de desempenho nas PMEs. O estudo conclui que o AIM tem um impacto significativo no desempenho financeiro, no desempenho do cliente, no desempenho dos processos empresariais internos e no desempenho de aprendizagem e crescimento das PMEs, podendo orientá-las no processo de tomada de decisão com relação à adoção de AIM. O estudo identifica ainda os determinantes do AIM que são eficazes na melhoria do desempenho empresarial, incluindo Internet das Coisas (IoT), Sistemas Colaborativos de Tomada de Decisão (CDMS), Realidade Virtual e Aumentada (VAR) e Personalização. O estudo responde à demanda acadêmica por investigações empíricas sobre o impacto do AIM e das métricas de desempenho empresarial. Fornece ainda uma prova empírica e uma ilustração prática tanto para proprietários/gestores de PMEs como para profissionais de marketing sobre este impacto. Em trabalhos futuros, é possível investigar outras economias emergentes para comparação de resultados, bem como uma análise qualitativa.

4.5 SEGURANÇA DA INFORMAÇÃO

Outro tópico pouco abordado, mas também de suma importância é o de segurança da informação e o impacto que a IA pode ter na segurança cibernética de PMEs. Dos trabalhos selecionados, um foi enquadrado nessa temática. Rawindaran,

Jayal e Prakash (2021) investigam os desafios da adoção de ferramentas de *Machine Learning* para *Cybersecurity* (MLSC) em PMEs de países desenvolvidos. A metodologia da pesquisa gira em torno da formulação de questionários para coleta e posterior análise de dados. Esses questionários foram respondidos tanto por pessoas técnicas quanto não técnicas, todos funcionários de PMEs no Reino Unido.

Os resultados indicam que a maioria das PMEs de países desenvolvidos possuem pacotes de segurança cibernética, mas não estão a par de seu potencial total. Vale ressaltar também, que devido a sua especificidade, PMEs tendem a não conseguirem adotar métodos prontos, como grandes empresas fazem. A equipe de tecnologia das PMEs se mostrou como grande responsável pelo conhecimento destas ferramentas de MLSC das PMEs, visto que, cargos de gestão geralmente não possuem um conhecimento técnico desse nível. O estudo impacta principalmente a comunidade técnica, sugerindo o maior envolvimento no treinamento e aperfeiçoamento dos funcionários para aumentar o conhecimento sobre MLCS. Também impacta o governo, que pode preencher uma importante lacuna de financiamento para apoiar as PMEs.

5 DISCUSSÃO

Os achados deste estudo nos levam a compreender que a IA tende a ter um impacto significativo na estratégia de PMEs. Embora esse impacto seja esperado também nas grandes organizações, é nas PMEs que as consequências podem ser mais acentuadas, devido a sua estrutura peculiar e desafios atrelados à ela. Os desafios vão desde a falta de recursos e conhecimentos necessários, baixo fluxo de caixa, dificuldade para obtenção de linhas de crédito, dificuldade de acesso a financiamentos por parte do governo, até a alocação dos recursos disponíveis em seu negócio principal, ao invés da implantação de novas tecnologias e digitalização (SCHRÖDER, 2016; VANHARANTA, VARTIAINEN e POLVINEN, 2022; DOWLING et al., 2021). Apesar disso, as PMEs se beneficiam de uma estrutura interna mais fluida, com menos camadas de gestão, o que possibilita que sejam mais abertas a inovações em processos se comparadas a grandes empresas (SPITHOVEN; VANHAVERBEKE; ROIJAKKERS, 2013).

O primeiro achado deste estudo está relacionado ao uso de manufatura inteligente, onde a utilização da IA e ferramentas inteligentes se mostram de grande

impacto para o contexto específico desse tipo de negócio. Pode-se destacar a necessidade de um planejamento estratégico bem definido, bem como a busca por elementos facilitadores para a adoção desse tipo de tecnologia, sempre pensando no custo por conta das limitações inerentes às PMEs. Hansen e Bogh (2021) corroboram com essa visão, destacando os motivadores para implantação de manufatura inteligente, tendo um cuidado com a limitação de recursos disponíveis, recomendando abordagens como *Machine-wise*.

Do mesmo modo, os facilitadores são apontados por Ghobakhloo e Ching (2019), destacando itens imprescindíveis no planejamento estratégico, como a avaliação do nível de compatibilidade das tecnologias, o nível de conhecimento atual, e a criação de um *roadmap* (planejamento estratégico visual que apresenta metas, marcos e direções para atingir objetivos específicos ao longo do tempo). Diretamente relacionado com os estudos anteriores, o trabalho de Von Garrel e Jahn (2022), trata especificamente de um modelo de negócios visando a manufatura inteligente, abrangendo questões técnicas e gerenciais. Complementando as visões anteriores, Hariastuti et al. (2022) também destacam questões gerenciais como impulsionadores da inovação tecnológica em manufaturas, expandindo para o ambiente externo, pontuando o apoio e regulamentações governamentais ao lado do comprometimento da gestão. Por fim, em exemplos mais técnicos, Sommer et al. (2023) e Majstorović, Mitrović e Mišković (2022), apresentam modelos de utilização da manufatura inteligente na prática, pontuando os principais problemas que a tecnologia visa resolver, pra onde a evolução caminha e os principais desafios em cenários reais.

Pelo fato de PMEs de manufatura possuírem um processo intimamente ligado à produtividade e ao uso de máquinas, a modernização para o uso de ferramentas inteligentes se torna uma etapa natural. Por meio dos estudos analisados nesse grupo, pode-se perceber o impacto claro que essa modernização tem na gestão estratégica de PMEs desse ramo, sendo necessário repensar diversos setores da organização já nos primeiros estágios da modernização.

A segunda descoberta deste estudo está relacionada à utilização da IA como ferramenta de previsão e tomada de decisão, onde destaca-se o impacto dessa tecnologia na previsão de demanda, gestão de ativos e gestão de riscos. Novamente, corroborando para o argumento utilizado no outro grupo, da escassez de recursos em PMEs, Kolková e Ključnikov (2022) em seu estudo sobre a efetividade de modelos para previsão de demanda, inferem que modelos estatísticos oferecem uma melhor

alternativa a um custo menor, mesmo com uma acurácia um pouco inferior se comparados a modelos baseados em prática. Mehdiyev et al. (2022) e Chen et al. (2021), fazem uso de exemplos práticos para destacar o impacto positivo que uma gestão de ativos eficiente pode ter na estratégia de PMEs, auxiliando na economia de recursos, planejamento de produção e diminuição de desperdícios no longo prazo ou em ambientes instáveis.

Nesse sentido, se tratando de ambientes instáveis, mas especificamente na gestão de riscos, Wong et al. (2022) corroboram com os estudos citados anteriormente, argumentando que o impacto da IA é significativo no contexto de re-engenharia e agilidade da cadeia de suprimentos. A gestão de riscos também se faz presente no estudo de Muthukumaran e Hariharanath (2023), mas dessa vez, na predição de crises financeiras em PMEs. Por fim, os estudos de Lemos et al. (2022) e Kaymakci et al. (2022) tratam de entender o processo de tomada de decisão para adoção de ferramentas de IA, apesar de não tratarem diretamente do uso da tecnologia para esse fim, ajudam a entender o processo e as escolhas das PMEs pela adoção de ferramentas inteligentes.

Ao analisar os estudos agrupados pelo uso da IA para previsão e tomada de decisões, é possível avaliar o grande potencial da tecnologia e o impacto dela nas decisões estratégicas das PMEs. As ferramentas inteligentes podem auxiliar gestores na agilidade ao tomar decisões, trabalhando com previsões de demanda e análise de dados do mercado, possibilitando uma gestão de ativos e de riscos mais eficiente.

A terceira constatação do presente estudo, gira em torno da transformação digital em PMEs, tendo como agente principal, a utilização de ferramentas inteligentes como IA. Nesse sentido, tratando da relação entre inovação e utilização de IA em PMEs, Grashof e Kopka (2022) por meio do cruzamento de dados entre empresas e registro de patentes, inferem que as PMEs são capazes de utilizar ferramentas inteligentes num ambiente de produção menos formalizado, utilizando técnicas de IA como ferramenta para novos mercados e geração de novos produtos. Conforme já evidenciado em alguns trabalhos dos grupos anteriores, Taherizadeh e Beaudry (2023) destacam a prontidão tecnológica como fator fundamental na adoção de IA por PMEs, sendo um processo contínuo que exige investimento, planejamento e compromisso, indo desde a infraestrutura tecnológica, até a cultura organizacional.

Do mesmo modo, a prontidão tecnológica também apresenta-se como um fator relevante no trabalho de Baabdullah et al. (2021) em um contexto específico de

PMEs B2B. Dois trabalhos ainda exploram a utilização de IA em formatos pouco comuns em PMEs, como é o caso do estudo de Ellefsen et al. (2019), que aborda a Logística 4.0, algo que acaba sendo evidenciado como um desproporcional para o tamanho e quantidade de recursos das PMEs, apontando que esse tipo de empresa não tem interesse e nem planos para automatizar ou tornar inteligente seu processo logístico. O estudo de Choudrie et al. (2023) aborda a utilização de IA em *smartphones* em micro-PMEs, focando principalmente em VPAs, sendo um cenário muito específico e pouco relevante ao tratarmos de um assunto com tamanho potencial de impacto para esse tipo de empresa.

Como é possível observar, a prontidão tecnológica assume um papel crucial na transformação digital em PMEs. Ser capaz de integrar e utilizar ferramentas inteligentes de forma eficaz impulsiona a competitividade, eficiência e inovação, além de reduzir custos, algo crucial para empresas desse tamanho. Tudo isso pode se tornar um fator determinante para a adoção ou não desse tipo de tecnologia.

Os últimos dois grupos analisados, evidenciam duas áreas onde a utilização de IA é pouco abordada na literatura, principalmente em um contexto específico como o de PMEs, no entanto, contribuem para os últimos dois achados do presente estudo. Ao analisar o estudo de Abrokwhah-Larbi e Awuko-Larbi (2023), é possível identificar como a IA surge como grande aliada das PMEs para impulsionarem suas estratégias de marketing e alcançarem novos patamares de sucesso. Ao apontarem a união de IA e marketing atreladas às métricas de performance, é possível a criação de uma estratégia de marketing robusta, eficiente e focada em resultados, impulsionando o crescimento e a competitividade das empresas no mercado digitalizado.

Por fim, o estudo de Jayal e Prakash (2021) aponta o impacto do uso de *Machine Learning* voltado à segurança cibernética, visando a proteção de dados, sistemas e infraestrutura. O estudo ainda indica que muitas PMEs não estão a par do real potencial desse tipo de integração e ressalta um ponto importante sobre a concentração de conhecimento sobre IA na equipe técnica, evidenciando a necessidade de treinamentos para outras áreas da empresa, sendo um dos pontos essenciais da prontidão tecnológica anteriormente citada.

Em suma, é possível analisar que as temáticas, apesar de categorizadas em grupos distintos, se complementam, ao evidenciar os desafios das PMEs na adoção de ferramentas inteligentes, bem como os requisitos para que obtenham sucesso na implementação. A limitação de recursos continua sendo um desafio para PMEs, e isso

não se limita à implantação de IA, é algo inerente ao seu tamanho e peculiaridades. Porém, fica claro o impacto que a IA pode ter no planejamento estratégico, pois ao automatizar processos, as PMEs podem direcionar seus escassos recursos para atividades mais estratégicas, acelerando a implementação de planos e projetos. Ao integrarem ferramentas inteligentes, essas empresas ganham a capacidade de tomar decisões mais informadas e estratégicas, devido à análise de dados avançada que a IA pode proporcionar. Além disso, a personalização e segmentação de mercado, impulsionada pela IA, permitem abordagens de marketing mais eficazes. A detecção de tendências e gestão proativa de riscos são aprimoradas, permitindo que as PMEs se adaptem rapidamente às mudanças. Em última análise, a IA pode ser um facilitador crucial para a inovação e transformação digital, capacitando as PMEs para competir de maneira mais assertiva em um ambiente empresarial dinâmico.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A análise do cenário atual da utilização da IA em PMEs configura-se como um estudo crucial para a compreensão do papel dessa tecnologia no futuro dos negócios, fornecendo subsídios para a gestão estratégica e a construção de um ambiente empresarial mais competitivo e inovador. Nesse sentido, o presente estudo empreendeu uma investigação dos trabalhos publicados que relacionam as duas áreas, apresentando uma visão unificada e permitindo análises sobre características das empresas, bem como estratégia utilizada na implementação.

Ao analisar os trabalhos, cinco grupos foram identificados, são eles: manufatura inteligente, IA para previsão e tomada de decisão, transformação digital, IA em marketing, segurança da informação. Apesar de temas centrais diferentes, cada um dos grupos possui pontos recorrentes ou que se complementam, tendo como principais exemplos de desafios: a atenção com a escassez de recursos, a necessidade de prontidão tecnológica. E principais recomendações para uma primeira fase de implementação: Incentivo a treinamentos, optar por soluções prontas e de baixo custo, investir na coleta e armazenamento de dados, investir em infraestrutura base para a tecnologia.

No entanto, é válido destacar que o presente estudo possui algumas limitações. A primeira limitação reside na sua exclusividade de pesquisa em apenas uma base de dados, comprometendo a generalização dos resultados para além de

um contexto específico. Vale destacar também a escassez de estudos publicados sobre o tema em questão, o que pode impactar a robustez e generalização dos resultados devido a falta de uma base sólida de conhecimento pré-existente.

Mesmo com as limitações, o estudo ajudou a apresenta detalhes sobre como diante de um cenário promissor e dos desafios a serem superados, a IA se configura como uma ferramenta estratégica para o futuro das PMEs, com potencial para impulsionar a competitividade, o crescimento e a sustentabilidade dos negócios, a busca por soluções inovadoras, a atenção aos recursos, a formação de parcerias estratégicas e o investimentos em capacitação profissional e de infraestrutura serão determinantes para que as PMEs aproveitem ao máximo as oportunidades oferecidas pela IA.

Por fim, vale ressaltar que dois grupos citados no presente trabalho têm ainda um grande espaço para aprofundamento, sendo caracterizados pelo baixo número de trabalhos publicados, são eles: IA em marketing e segurança da informação. A utilização de IA em PMEs abrange diversas áreas, devido a versatilidade característica de empresas desse tamanho, nesse sentido, trabalhos futuros também podem se especializar em um grupo ou contexto específico, avaliando suas peculiaridades e particularidades.

REFERÊNCIAS

BETTONI, A. et al. An AI adoption model for SMEs: a conceptual framework. **IFAC-PapersOnLine**, v. 54, n. 1, p. 702–708, 2021.

MAGISTRETTI, S.; DELLERA, C.; PETRUZZELLI, A. How intelligent is Watson? Enabling digital transformation through artificial intelligence. **Business Horizons**, 2019.

BOLL-WESTERNMANN, S. et al. Neue Geschäftsmodelle mit Künstlicher Intelligenz: Zielbilder, Fallbeispiele und Gestaltungsoptionen. Neue Geschäftsmodelle mit Künstlicher Intelligenz: Zielbilder, **Fallbeispiele und Gestaltungsoptionen**, [s.d.].

QU, T. et al. IoT-based real-time production logistics synchronization system under smart cloud manufacturing. **The international journal of advanced manufacturing technology**, v. 84, n. 1–4, p. 147–164, 2016.

SHAPIRO, S. C. Encyclopedia of artificial intelligence. [s.l.] **Wiley**, 1990.

SARKER, I. H. AI-based modeling: Techniques, applications and research issues towards automation, intelligent and smart systems. **SN computer science**, v. 3, n. 2, 2022.

SARKER, I. H.; FURHAD, M. H.; NOWROZY, R. AI-driven cybersecurity: An overview, security intelligence modeling and research directions. **SN computer science**, v. 2, n. 3, 2021.

AGHION, P.; JONES, B.; JONES, C. Artificial intelligence and economic growth. **Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research**, 2017.

WANG, H.; HUANG, J.; ZHANG, Z. The impact of deep learning on organizational agility. **ICIS 2019 Proceedings**, 2019.

AFIOUNI, R. Organizational learning in the rise of Machine Learning. **ICIS 2019 Proceedings**, 2019.

HARFOUCHE, Antoine; QUINIO, Bernard; SKANDRAMI, Sana; MARCINIAK, Rolande. A framework for artificial knowledge creation in organizations. **ICIS 2017 Proceedings**, 2017.

SME definition. Disponível em: <https://single-market-economy.ec.europa.eu/smes/sme-definition_en>. Acesso em: 16 dez. 2023.

Size standards. Disponível em: <<https://www.sba.gov/federal-contracting/contracting-guide/size-standards>>. Acesso em: 17 dez. 2023.

Small business. Disponível em: <<https://ustr.gov/issue-areas/small-business>>. Acesso em: 17 dez. 2023.

BRIEFING, C. **China issues Classification Standards for SMEs.** Disponível em: <<https://www.china-briefing.com/news/china-issues-classification-standards-for-smes/>>. Acesso em: 17 dez. 2023.

LAFORET, S.; TANN, J. Innovative characteristics of small manufacturing firms. **Journal of Small Business and Enterprise Development**, v. 13, n. 3, p. 363-380, 2006.

SPITHOVEN, A.; VANHAVERBEKE, W.; ROIJAKKERS, N. Open innovation practices in SMEs and large enterprises. **Small business economics**. v. 41, p. 537-562, 2013.

SCHRÖDER, Christian. **The Challenges of Industry 4.0 for Small and Medium-sized Enterprises**, 2016.

DOWLING, M. et al. KI im Mittelstand: Potenziale erkennen, Voraussetzungen schaffen, Transformation meistern. [s.l.] **Lernende Systeme - Die Plattform für Künstliche Intelligenz, Geschäftsstelle c/o acatech**, 2021.

FREEMAN, R. Edward. **Strategic Management: A Stakeholder Approach**. Londres, England: Financial Times Prentice Hall, 1983.

VANHARANTA, O.; VARTIAINEN, M.; POLVINEN, K. Job challenges are hindrances too: examining experiences of managers and employees in Finnish SMEs. **Journal of small business and enterprise development**, v. 29, n. 6, p. 975–992, 2022.

HANSEN, E. B.; BOGH, S. Artificial intelligence and internet of things in small and medium-sized enterprises: A survey. **Journal of manufacturing systems**, v. 58, p. 362–372, 2021.

2017 Planning Guide for Data and Analytics. Disponível em: <<https://www.gartner.com/en/documents/3471553>>. Acesso em: 29 jan. 2024.

VON GARREL, J.; JAHN, C. Correction to: Design framework for the implementation of AI-based (service) business models for small and medium-sized manufacturing enterprises. **Journal of the knowledge economy**, v. 14, n. 3, p. 3572–3572, 2023.

HARIASTUTI, N. L. P. et al. Identifying driving factors of technological innovation to create sustainable value in metal manufacturing SMEs. **Industrial Engineering & Management Systems**, v. 21, n. 1, p. 43–57, 2022.

SOMMER, M. et al. Automated generation of digital twin for a built environment using scan and object detection as input for production planning. **Journal of industrial information integration**, v. 33, n. 100462, p. 100462, 2023.

MAJSTOROVIĆ, V., D.; MITROVIĆ, R.; MIŠKOVIĆ, Ž. Industry 4.0 in Serbia: State of development. **Serbian Journal of Management**, v. 17, n. 1, p. 5–14, 2022.

KOLKOVÁ, Andrea; KLJUČNIKOV, Aleksandr. Demand Forecasting: AI-based, Statistical vs Practice-based models - The case of SMEs and large enterprises. **Economics and Sociology**. 15. 39-62, 2022.

MEHDIYEV, N. et al. Deep learning-based clustering of processes and their visual exploration: An industry 4.0 use case for small, medium-sized enterprises. **Expert systems**, 2022.

CHEN, J. et al. Artificial intelligence-based human-centric decision support framework: an application to predictive maintenance in asset management under pandemic environments. **Annals of operations research**, p. 1–24, 2021.

WONG, L.-W. et al. Artificial intelligence-driven risk management for enhancing supply chain agility: A deep-learning-based dual-stage PLS-SEM-ANN analysis. **International journal of production research**, p. 1–21, 2022.

MUTHUKUMARAN, K.; HARIHARANATH, K. Deep learning enabled financial crisis prediction model for small-medium sized industries. **Intelligent automation & soft computing**, v. 35, n. 1, p. 521–536, 2023.

LEMOS, S. I. C. et al. Artificial intelligence and change management in small and medium-sized enterprises: an analysis of dynamics within adaptation initiatives. **Annals of operations research**, p. 1–27, 2022.

KAYMAKCI, C. et al. A systematic selection process of machine learning cloud services for manufacturing SMEs. **Computers**, v. 11, n. 1, p. 14, 2022.

GRASHOF, N.; KOPKA, A. Artificial intelligence and radical innovation: an opportunity for all companies? **Small business economics**, 2022.

TAHERIZADEH, A.; BEAUDRY, C. An emergent grounded theory of AI-driven digital transformation: Canadian SMEs' perspectives. **Industry and innovation**, v. 30, n. 9, p. 1244–1273, 2023.

BAABDULLAH, A. M. et al. SMEs and artificial intelligence (AI): Antecedents and consequences of AI-based B2B practices. **Industrial marketing management**, v. 98, p. 255–270, 2021.

ELLEFSSEN, A. P. T. et al. Striving for excellence in AI implementation: AI maturity model framework and preliminary research results. **Logforum**, v. 15, n. 3, p. 363–376, 2019.

CHOUDRIE, J. et al. Hey Siri, Google! Can you help me? A qualitative case study of smartphones AI functions in SMEs. **Technological forecasting and social change**, v. 189, n. 122375, p. 122375, 2023.

ABROKWAH-LARBI, K.; AWUKU-LARBI, Y. The impact of artificial intelligence in marketing on the performance of business organizations: evidence from SMEs in an emerging economy. **Journal of entrepreneurship in emerging economies**, 2023.

RAWINDARAN, N.; JAYAL, A.; PRAKASH, E. Machine learning cybersecurity adoption in small and medium enterprises in developed countries. **Computers**, v. 10, n. 11, p. 150, 2021.