

UNIVERSIDADE DO ESTADO DE SANTA CATARINA – UDESC
CENTRO DE CIÊNCIAS DA ADMINISTRAÇÃO E SOCIOECÔNOMICAS – ESAG
PROGRAMA ACADÊMICO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO
DOUTORADO EM ADMINISTRAÇÃO

FABRICIO VENANCIO

A ANÁLISE DE DADOS NA ERA BIG DATA: REVISÃO DOS PROCESSOS
ORGANIZACIONAIS EM UMA PME

FLORIANÓPOLIS

2024

FABRICIO VENANCIO

**A ANÁLISE DE DADOS NA ERA BIG DATA: REVISÃO DOS PROCESSOS
ORGANIZACIONAIS EM UMA PME**

Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação em Administração da Escola Superior de Administração e Gerência, da Universidade do Estado de Santa Catarina, como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Administração.

Orientador: Prof. Dr. Carlos Roberto De Rolt

Coorientador: Prof. Me. Denilton Darold

FLORIANÓPOLIS

2024

**Ficha catalográfica elaborada pelo programa de geração automática da
Biblioteca Universitária Udesc,
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)**

VENANCIO, FABRICIO
A ANÁLISE DE DADOS NA ERA BIG DATA : REVISÃO
DOS PROCESSOS ORGANIZACIONAIS EM UMA PME /
FABRICIO VENANCIO. -- 2024.
205 p.

Orientador: Carlos Roberto De Rolt

Coorientador: Denilton Darold

Tese (doutorado) -- Universidade do Estado de Santa Catarina,
Centro de Ciências da Administração e Socioeconômicas - ESAG,
Programa de Pós-Graduação em Administração, Florianópolis, 2024.

1. Pequenas e médias empresas. 2. Big data. 3. Análise de
dados. 4. Processos de negócios. I. Roberto De Rolt, Carlos . II.
Darold , Denilton. III. Universidade do Estado de Santa Catarina,
Centro de Ciências da Administração e Socioeconômicas - ESAG,
Programa de Pós-Graduação em Administração. IV. Título.

FABRICIO VENANCIO

**A ANÁLISE DE DADOS NA ERA BIG DATA: REVISÃO DOS PROCESSOS
ORGANIZACIONAIS EM UMA PME**

Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação em Administração da Escola Superior de Administração e Gerência, da Universidade do Estado de Santa Catarina, como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Administração.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Carlos Roberto De Rolt

Universidade do Estado de Santa Catarina – UDESC

Membros:

Prof. Dra. Clerilei Aparecida Bier

Universidade do Estado de Santa Catarina – UDESC

Prof. Dr. Mário César Barreto Moraes

Universidade do Estado de Santa Catarina – UDESC

Prof. Dr. Mário Antônio Ribeiro Dantas

Universidade Federal de Juiz de Fora – UFJF

Prof. Dr. Fernando Zatt Schardosin

Universidade Federal da Fronteira Sul – UFFS

Florianópolis, 21 de fevereiro de 2024.

Aos meus pais Gilberto (*in memorian*) e Ana Maria, minha esposa Gislaine e aos meus filhos Gabriel, Beatriz e Isadora pelo companheirismo, inspiração e apoio constante e incondicional.

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais, que sempre me incentivaram a estudar, tenho certeza de que eles estão muito orgulhosos neste momento.

À minha esposa Gislaine, ao meu filho Gabriel e às minhas filhas, Beatriz e Isadora, pela paciência nos momentos em que foi necessário concentração e foco no desenvolvimento desta pesquisa.

Ao professor Carlos Roberto De Rolt, pela orientação, dedicação e conhecimento compartilhado. Sempre presente, paciente e preocupado com a qualidade final da entrega. Sua orientação foi fundamental para o êxito deste trabalho.

Aos professores da banca pela disponibilidade, interesse pelo tema e as valiosas contribuições.

Aos colegas de trabalho, pelo apoio e incentivo constantes.

Aos colegas do LabGES, em especial ao Denilton Darold, pelas contribuições fundamentais para a finalização da presente pesquisa.

Aos colegas de doutorado, pela amizade e espírito de grupo.

“Todo o conhecimento humano começou com intuições, passou daí aos conceitos e terminou com ideias” (Immanuel Kant)

RESUMO

As PME's - pequenas e médias empresas - enfrentam dificuldades para analisar dados e melhorar o processo de tomada de decisões na era *Big Data*. Algumas barreiras referem-se à alta complexidade e custos para processar os dados. Encontramos na literatura uma grande lista de problemas que as PME's podem enfrentar para transformar-se em negócios orientados a dados. Diante de tantas dificuldades e barreiras, observou-se que as PME's carecem de um roteiro baseado em pesquisas científicas e estudos empíricos que seja capaz de oferecer condições para o amadurecimento dos processos de gestão, visando aproveitar as oportunidades que a análise de dados pode oferecer. Em uma abordagem sistêmica, todos os problemas evidenciados nas PME's podem estar relacionados à dificuldade de construir processos de negócios que incorporem a análise de dados. Esta pesquisa tem como objetivo entender como o gestor de uma pequena empresa pode promover a introdução da análise de dados nos processos de negócio de sua organização. Por meio de um estudo de caso em uma empresa SaaS, a realidade da organização foi apresentada através do mapeamento dos seus processos organizacionais, com ênfase nos processos de *marketing* e vendas. Verificou-se que a empresa estudada atua com base em uma lógica dominante, a “replicação de casos de sucesso”, que fundamentou a introdução de um processo de negócio chamado de “Análise de Similaridade” realizado com a aplicação de *web scrapping* e IA Generativa. O aprendizado obtido a partir de uma profunda revisão sistemática e do estudo de caso possibilitou a proposição um roteiro referencial para ajustes nos processos de negócios de PME's a fim de que os benefícios da análise de dados possam ser maximizados.

Palavras-chave: Pequenas e médias empresas. *Big Data*. Análise de dados. Processos de negócios. Análise de similaridade. *Web scrapping*. IA Generativa

ABSTRACT

SME's - small and medium-sized companies - face difficulties in analyzing data and improving the decision-making process in the Big Data era. Some barriers refer to the high complexity and costs of processing the data. We discovered in the literature a large list of problems that SMEs can face in transforming themselves into data-driven businesses. Faced with so many difficulties and barriers, it was observed that the SME's care for a roadmap based on scientific research and empirical studies that can offer conditions for the maturation of management processes, offers opportunities that data analysis can offer. In a systemic approach, all the problems highlighted in SME's can be related to the difficulty of building business processes that incorporate data analysis. This research aims to understand how the manager of a small company can promote the introduction of data analysis into their organization's business processes. Through a case study in a SaaS company, the reality of the organization was presented through the mapping of its organizational processes, with an emphasis on marketing and sales processes. It was found that the organization operates based on a dominant logic, the “replication of success cases”, which supported the introduction of a business process called “Similarity Analysis” carried out with the application of web scrapping and Generative AI . The learning obtained from an in-depth systematic review and case study made it possible to propose a reference roadmap for adjustments to the business processes of SMEs so that the benefits of data analysis can be maximized.

Keywords: Small and medium-sized companies. Big data. Data analysis. Business processes. Similarity Analysis. Generative AI.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Problemas que dificultam a aplicação da análise de dados em PME's	24
Figura 2 - Os processos que envolvem a análise de dados	49
Figura 3 - Níveis de DFD's	61
Figura 4 - Nuvem de palavras com as principais palavras-chave das referências.....	72
Figura 5 - Localização geográfica das principais publicações	74
Figura 6 - Barreiras para adoção de Big Data & Analytics em PME's.....	75
Figura 7 - Desafios para adoção de Big Data & Analytics em PME's.....	86
Figura 8 - As PME's, seus ambientes e subsistemas.....	90
Figura 9 - Fatores determinantes para a competitividade das PME's	92
Figura 10 - Desafios das PME's na busca por competitividade].....	92
Figura 11 - Aspectos-chave para adoção de análise de dados em PME's.....	96
Figura 12 - Geração de conhecimento através da inteligência de negócio.....	99
Figura 13 - Fatores para o sucesso na implementação de análise de dados	107
Figura 14 - Modelo D.E.L.T.A. para valor comercial em análise de dados.....	107
Figura 15 - Modelo MSS.....	108
Figura 16 - Modelo de Resolução de Problemas.....	109
Figura 17 - Modelo BASM.....	111
Figura 18 - As variáveis do modelo BASM	114
Figura 19 - Modelo BASM adaptado para PME's	120
Figura 20 - Como PME's podem obter valor com BI&A	121
Figura 21 - Macroprocessos de negócio da organização.....	129
Figura 22 - Estrutura e processos de negócio da organização.....	129
Figura 23 – DFD com as macro funções de negócio da organização.....	130
Figura 24 - Subprocessos de prestação de serviços de suporte ao cliente.....	131
Figura 25 - Fluxos de atendimento dos serviços de suporte.....	132
Figura 26 - Processo de desenvolvimento de software.....	132
Figura 27 - Ferramentas computacionais em uso na organização	133
Figura 28 - Estratégias de marketing	134
Figura 29 - Estratégia de Inbound Marketing na organização	135
Figura 30 - Estratégia de Outbound Marketing na organização.....	135
Figura 31 - Diagrama de Contexto do processo “Empreender Marketing”	136
Figura 32 - DFD do processo “Empreender Marketing”.....	137

Figura 33 - Diagrama de contexto para o processo “Vender”	139
Figura 34 - DFD do processo “Vender”	140
Figura 35 - Fluxo do processo replicação de casos de sucesso em PME’s	142
Figura 36 - DFD com a introdução do macroprocesso "Análise de Similaridade"	144
Figura 37 - DFD detalhado do processo de negócios “Análise de Similaridade”	145
Figura 38 – O processo de negócios “Análise de Similaridade”	152

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Ano de publicação das referências.....	72
Gráfico 2 - Principais publicadores ($n > 1$)	73

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Classificação de micro, pequena, média e grande empresa, no Brasil.....	21
Quadro 2 - Pesquisa inicial nas bases de dados científicas	41
Quadro 3 – Perfil dos entrevistados da empresa estudada.....	67
Quadro 4 - Pesquisa inicial para a revisão sistemática da literatura.....	70
Quadro 5 - Etapas de análise das referências por bases de dados científicas	71
Quadro 6 - Pesquisa complementar nas bases de dados científicas	105
Quadro 7 - Etapas de análise complementar por bases de dados científicas	106
Quadro 8 – Novo processo de negócio “Análise de Similaridade”	151

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABM	<i>Account-Based Marketing</i>
AD	Administração de Dados
API	<i>Application Programming Interface</i>
AWS	<i>Amazon Web Services</i>
BASM	<i>Business Analytics Success Model</i>
BD	<i>Big Data</i>
BD&A	<i>Big Data & Analytics</i>
BERT	<i>Bidirectional Encoder Representations from Transformers</i>
BI	<i>Business Intelligence</i>
BI&A	<i>Business Intelligence & Analytics</i>
BPM	<i>Business Process Model</i>
BPMN	<i>Business Process Model and Notation</i>
BPR	<i>Business Process Reengineering</i>
CEO	<i>Chief Executive Officer</i>
CHS	<i>Customer Health Score</i>
CNAE	Classificação Nacional de Atividade Econômica
CRISP-DM	<i>Cross-industry Standard Process for Data Mining</i>
CRM	<i>Customer Relationship Management</i>
CS	<i>Customer Success</i>
DDBM	<i>Data Driven Business Model</i>
DEVOPS	Desenvolvimento e Operações
DFD	Diagrama de Fluxo de Dados
DIEESE	Departamento Intersindical de Estatística e Estudos Socioeconômicos
DQ	<i>Data Quality</i>
EPP	Empresa de Pequeno Porte
ERP	<i>Enterprise Resource Planning</i>
FIDC	Fundo de Investimento em Direito Creditório
GPS	<i>Global Positioning System</i>
IA	Inteligência Artificial
IAAS	<i>Infrastructure as a Service</i>
IBGC	Instituto Brasileiro Governança Corporativa
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

IBM	<i>International Business Machines</i>
ICP	<i>Ideal Customer Profile</i>
KDD	<i>Knowledge Discovery in Databases</i>
KMI	<i>Knowledge Management</i>
KMP	<i>Knowledge Management Practices</i>
LGPD	Lei Geral de Proteção de Dados
LLM	<i>Large Language Models</i>
OCDE	Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico
OOI	<i>Overcoming Organizational Inertia</i>
MPME	Micros, Pequenas e Médias Empresas
NSBA	<i>National Small Business Association</i>
PAAS	<i>Platform as a Service</i>
PIB	Produto Interno Bruto
PLN	Processamento de Linguagem Natural
PME	Pequenas e Médias Empresas
RH	Recursos Humanos
RIS	<i>Research Information System</i>
AS	Sociedade Anônima
SAAS	<i>Software as a Service</i>
SAD	Sistemas de Apoio à Decisão
SEBRAE	Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas
SIG	Sistemas de Informações Gerenciais
SLA	<i>Service Level Agreement</i>
URL	<i>Resource Uniform Identifier</i>
TI	Tecnologia da Informação
TIC	Tecnologia da Informação e Comunicação
UX	<i>User Experience</i>
VOIP	Voz sobre IP

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	18
1.1 PROBLEMA	23
1.2 PÚBLICO-ALVO	36
1.3 PERGUNTA DE PESQUISA	37
1.4 OBJETIVOS	37
1.4.1 Objetivo Geral	37
1.4.2 Objetivos Específicos	37
1.5 JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA TEÓRICA E EMPÍRICA	38
1.6 ORIGINALIDADE DA PESQUISA	40
1.7 CONTRIBUIÇÃO DA TESE PARA O PROGRAMA DE PESQUISA	41
1.8 ESTRUTURA DA TESE	43
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	44
2.1 ANÁLISE DE DADOS NA CIÊNCIA DA ADMINISTRAÇÃO	44
2.2 BUSINESS INTELLIGENCE	45
2.3 BIG DATA	46
2.4 BIG DATA & ANALYTICS	47
2.5 ANÁLISE DE DADOS COMO DE PROCESSO DE NEGÓCIO	48
2.5.1 Identificação do problema e de oportunidades	49
2.5.2 Identificação de fontes de dados	49
2.5.3 Extração dos dados	50
2.5.4 Transformação e limpeza	50
2.5.5 Análise dos dados e interpretação	51
2.6 TOMADA DE DECISÃO E GOVERNANÇA DE DADOS	51
2.7 IMPACTOS DO BIG DATA NAS ORGANIZAÇÕES	54
2.8 COMPUTAÇÃO EM NUVEM	55
2.9 SOFTWARE COMO SERVIÇO	56
2.9.1 Software como serviço em Santa Catarina	56
2.10 MODELAGEM DE PROCESSOS DE NEGÓCIOS EM PME'S	57
2.10.1 Diagramas de fluxos de dados para mapeamento de processos	60
2.11 MARKETING DIGITAL	62
3 METODOLOGIA	64
3.1 PRESSUPOSTOS EPISTEMOLÓGICOS	64

3.2 CARACTERIZAÇÃO DO ESTUDO	66
3.3 PROCEDIMENTOS, FONTES E TÉCNICAS DE COLETA DE DADOS	66
3.4 MODELO E PROCEDIMENTOS PARA ANÁLISE DE DADOS	68
3.5 LIMITAÇÕES DO ESTUDO	68
4 REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA	70
4.1 DADOS BIBLIOMÉTRICOS	71
4.2 DESCOBERTAS DA REVISÃO SISTEMÁTICA	74
4.2.1 PME's e as barreiras enfrentadas para adoção de Big Data	74
4.2.2 PME's e adoção de Big Data na União Europeia	76
4.2.3 PME's e oportunidades com estratégias de Big Data & Analytics	77
4.2.4 PME's e modelos de negócios orientados a dados	78
4.2.5 PME's e a lógica dominante de dados	79
4.2.6 PME's, gestão do conhecimento e desempenho organizacional	82
4.2.7 PME's, redes sociais e adoção de Big Data & Analytics (BD&A).....	84
4.2.8 A globalização e a competitividade para as PME's	89
4.2.9 Adoção de análise de dados em PME's	94
4.2.10 PME's e adoção de Governança de Dados	98
4.2.11 PME's e Inteligência de Negócios (BI).....	98
4.2.12 PME's e tomada de decisão baseada em informações.....	100
4.3 BUSCA COMPLEMENTAR NAS BASES DE DADOS CIENTÍFICAS.....	104
4.3.1 Descobertas da segunda rodada de revisão sistemática	106
4.3.2 O modelo BASM	108
4.3.2.1 Características do modelo BASM	110
4.3.2.2 Limitações do modelo BASM	118
4.3.2.3 O Modelo BASM adaptado para PME's	119
4.3.2.4 Construtos para obter valor da BI&A segundo BASM adaptado.....	121
4.4 CONTRIBUIÇÕES RESULTANTES DA REVISÃO SISTEMÁTICA.....	125
5 ESTUDO DE CASO - MAPEAMENTO DE PROCESSOS.....	128
5.1 CARACTERIZAÇÃO DA EMPRESA	128
5.1.1 Estrutura organizacional e processos de negócio	128
5.1.2 O macroprocesso “Prestar serviços”	130
5.1.3 O macroprocesso “Desenvolver produtos”	132
5.1.4 O macroprocesso “Gerenciar e controlar”	133
5.1.5 O macroprocesso “Empreender marketing”	135

5.1.6 O macroprocesso “Vender”	139
5.2 PROPOSTA DE AJUSTE NOS PROCESSOS ORGANIZACIONAIS	142
5.2.1 O novo processo “Análise de Similaridade”	144
5.2.2 A percepção dos gestores sobre a proposta de ajustes nos processos organizacionais	153
5.2.2.1 Entrevistado 1 - Analista de Marketing	154
5.2.2.2 Entrevistado 2 - Chief Marketing Officer (CMO)	156
5.2.2.3 Entrevistado 3 - Diretor Comercial	159
5.2.2.4 Entrevistado 4 – Chief Executive Officer (CEO)	160
5.3 ROTEIRO PARA REVISÃO DOS PROCESSOS ORGANIZACIONAIS	162
5.3.1 Etapa 1 - Mapear os processos de negócio	162
5.3.2 Etapa 2 - Encontrar a atual lógica dominante da PME	163
5.3.3 Etapa 3 - Manter ou atualizar a atual lógica dominante da PME	164
5.3.4 Etapa 4 - Desenvolver insights	165
5.3.5 Etapa 5 - Selecionar insight	166
5.3.6 Etapa 6 - Definir novo processo de negócio orientado a dados	166
5.3.7 Etapa 7 - Analisar os impactos da inserção do processo de negócio proposto	167
5.3.8 Etapa 8 - Integrar o novo processo de negócio	167
5.3.9 Etapa 9 - Adquirir conhecimento	168
5.3.10 Etapa 10 - Implementar projeto piloto	170
5.3.11 Etapa 11 - Avaliar resultados	170
5.3.12 Etapa 12 - Realizar ajustes	170
5.3.13 Etapa 13 - Rodar projeto piloto com as mudanças propostas	171
5.3.14 Etapa 14 - Decidir pela adoção contínua	171
5.3.15 Etapa 15 - Empreender automatização e integração	171
5.3.16 Desafios para a PME	172
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS	173
6.1 CONTRIBUIÇÕES PARA A CIÊNCIA	175
6.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	175
REFERÊNCIAS	177
APÊNDICE A - PORTFÓLIO BIBLIOGRÁFICO	197
APÊNDICE B - PORTFÓLIO BIBLIOGRÁFICO COMPLEMENTAR	207

1 INTRODUÇÃO

Vivemos em uma era definitivamente digital, cujo impacto na sociedade é tão relevante que está sendo comparado às três revoluções industriais anteriores. A rápida evolução de tecnologias como computação em nuvem, internet das coisas, inteligência artificial e redes móveis vem impactando o mundo dos negócios cada vez mais. Como exemplo, a rede 6G tem previsão para ser disponibilizada em 2030 com expectativa de ser 8 mil vezes mais rápida que a rede 5G. Internet, *smartphones* e sensores são exemplos de tecnologias e produtos que estão presentes em nosso cotidiano. Muitas organizações fazem uso de redes sociais para vender seus produtos on-line. Por outro lado, consumidores que adquirem estes produtos compartilham suas opiniões e experiências com outras milhares de pessoas através dos dispositivos conectados. Muitas cidades estão viabilizando projetos que se utilizam de tecnologias de comunicação por radiofrequência ou Bluetooth, por exemplo, inserindo equipamentos como câmeras e sensores pelas ruas, estradas e outros locais públicos para obterem percepções valiosas acerca de uma grande quantidade de dados coletados, visando os mais diversos benefícios, como melhorar a mobilidade urbana, identificar problemas de agressão ao meio ambiente ou implementar ações na área da segurança pública, entre outras inúmeras aplicações (Hashem *et al.*, 2016).

Diante desta realidade, tais tecnologias são capazes de gerar uma quantidade enorme (*exabytes*) de dados diariamente: sobre grupos de pessoas (onde vivem, como vivem, o que consomem, como se comportam), sobre empresas, sobre cidades etc. Enfim, podemos coletar dados sobre praticamente qualquer coisa. Estes dados, se devidamente analisados, tratados, organizados, podem ajudar a revelar, por exemplo, tendência de comportamentos dos consumidores, tendências de movimentos na economia (por exemplo, prever o comportamento dos indicadores de desemprego) e fornecer elementos para gestão e tomada de decisão em organizações, públicas ou privadas (por exemplo, auxiliar os gestores a detectar tendências de mercado para que possam antecipar ações para aproveitar oportunidades de negócio antes dos concorrentes).

Assim, identificar quais fontes de dados estão disponíveis, que tipo de dados são fornecidos e como tratá-los é fundamental para gerar o máximo de valor possível para as organizações. Neste contexto, uma arquitetura de análise de dados (*Big Data & Analytics - BD&A*) adaptada para finalidades específicas de cada organização deve contribuir para a sistematização do processo de geração de valor, ao ser capaz de gerenciar todo o ciclo de vida dos dados. Mas este processo está cercado por desafios que incluem questões de coleta/extração, integridade, transformação, qualidade, rastreabilidade, escalabilidade,

heterogeneidade, enviesamento, complexidade, privacidade, governança e questões jurídicas acerca destes dados (Gandomi; Haider, 2015).

Portanto, a análise de dados (BD&A) refere-se a técnicas usadas para analisar e adquirir inteligência, sendo, portanto, um subprocesso do *Big Data* para "extração de *insights*" a partir de um grande volume de dados, estruturados ou não (Gandomi; Haider, 2015).

Os projetos de análise de dados frequentemente representam altos investimentos e um certo nível de risco e demandam um sério planejamento. A implementação de um projeto de análise de dados é algo complexo e necessita de uma nova abordagem tecnológica e organizacional. As organizações dispostas a implementar estes tipos de projetos devem ser capazes de lidar com os desafios relacionados à sua implementação, de forma que o projeto obtenha êxito na medida em que colhem seus benefícios. Por outro lado, os resultados podem não ser plenamente satisfatórios para justificar tais investimentos. As organizações precisam melhorar sua capacidade de gerenciar os desafios e os riscos relacionados ao investimento em projetos de análise de dados se quiserem sobreviver com uma alta vantagem competitiva (Al-Sai; Abdullah; Husin, 2020).

A análise de dados influencia o desempenho organizacional. Empresas com estratégias baseadas em dados tendem a ser mais produtivas e lucrativas do que seus concorrentes, com o argumento de que os novos recursos de aprendizado de máquina podem intensificar o valor preditivo da análise de dados, liberando seu potencial estratégico para transformar processos de negócios e fornecendo recursos organizacionais para enfrentar os principais desafios de gestão (Batistič; Der Laken, 2019).

Beneficiando-se da integração de dados e dos recursos de previsão, a análise de dados pode melhorar substancialmente a posição de uma empresa no mercado (Chen; Siau, 2011). Por exemplo, a riqueza de informações pode ajudar a capitalizar os investimentos em *marketing*; capacidades analíticas avançadas podem levar a uma correspondência mais próxima entre uma empresa e seus clientes em maior alcance do que antes; e capacidades preditivas permitem que as empresas aumentem seu potencial de vendas (Elbashir; Collier; Davern, 2008; Negash; Gray, 2008). Além disso, a análise de dados pode dar suporte a uma gama de aspectos relacionados a operações internas, como, por exemplo, planejamento, fabricação e garantia de qualidade. Especificamente em um ambiente organizacional de chão de fábrica, a literatura enfatiza quatro melhorias que a utilização da análise de dados traz para o gerenciamento de operações: a) as informações oriundas da análise de dados fornecem *insights* mais abrangentes e precisos para tomadas de decisão (Waller; Fawcett, 2013), b) a maior disponibilidade de equipamentos para processos como fabricação e logística são consequência da exploração da análise de dados (Waller; Fawcett, 2013), c) o uso da

análise de dados colabora na redução do desperdício (Lee *et al.*, 2013) e d) a utilização de análise de dados melhora os *insights* sobre a identificação de produtos defeituosos, evitando ainda mais retornos e retrabalhos (Lavallo *et al.*, 2011).

Em uma organização onde a informação e o conhecimento estão no centro dos processos de gestão, a análise de dados certamente oferece condições para tomar decisões estratégicas com embasamento em dados, o que é muito diferente do que tomar decisões apenas baseadas em intuições e palpites (Blazquez; Domenech, 2018). Para permitir essa tomada de decisão baseada em evidências, as organizações precisam de processos eficientes para transformar grandes volumes de dados diversos e de rápida movimentação em percepções significativas (Gandomi; Haider, 2015).

Com efeito, a tecnologia e os processos de análise de dados permitem que as organizações criem valor para o negócio através da extração de conhecimento. As organizações raramente são capazes de analisar todos os seus dados, pois a carga de trabalho seria considerada muito alta. Um ponto de reflexão inicial poderia ser: “Por onde começar a análise de dados?”. Certamente é uma questão que necessita de reflexão (Ploder; Kohlegger, 2018).

Com o avanço dos sistemas, ferramentas e técnicas de análise de dados, as organizações têm a oportunidade de entender melhor seu próprio negócio e aumentar a qualidade de suas decisões. Os colaboradores precisam ter conhecimento e capacidade para atuar em todas as etapas de um processo de análise de dados: identificação de um problema, delimitação de um objetivo claro, seleção de fontes de dados, extração, transformação e armazenamento dos dados, análise e interpretação dos dados e, por fim, apresentação e visualização dos dados para posterior ação (Stair; Reynolds, 2006).

Sem dúvida, os *insights* de ciência de dados estão ganhando cada vez mais importância para questões mais estratégicas e relacionadas à inovação. Esses *insights* podem levar a, e ao mesmo tempo, são uma consequência de mudanças estruturais fundamentais na forma como os negócios são conduzidos digitalmente (Kugler, 2020).

Extrair conhecimento de uma significativa quantidade de dados, internos ou externos, tem sido reconhecida como uma das formas mais valiosas de obter uma vantagem competitiva (Topalović; Azzini, 2020).

Portanto, a tecnologia é considerada um recurso-chave que influencia diretamente o desempenho das organizações (Oh; Pinsonneault, 2007). Mas será que a criação de valor comercial a partir da introdução da tecnologia, da análise de dados e da inteligência de negócios pode ser aplicada com sucesso para organizações de qualquer tamanho?

Nesta pesquisa, optou-se por estudar um grupo específico de organizações: as pequenas e médias empresas (PME's). É uma sigla frequentemente utilizada para classificar o porte de uma empresa em função do número de trabalhadores empregados e do rendimento anual auferido.

No Brasil, as classificações do porte das empresas estão definidas na Lei Complementar n°. 123/2006 (Congresso Nacional, 2006), conhecida como Estatuto Nacional da Microempresa e da Empresa de Pequeno Porte, cujo principal objetivo é estimular a competitividade das micro e pequenas empresas. Nesta Lei Complementar, definiu-se que Micro e Pequena Empresa são organizações com receita bruta anual até R\$360.000,00 e R\$4.800.000,00 respectivamente (atualizado em maio/2021). Já para o SEBRAE, as empresas são classificadas segundo o setor (industrial, prestação de serviços ou comércio) e o número de trabalhadores empregados, a saber:

Quadro 1 - Classificação de micro, pequena, média e grande empresa, no Brasil

Tipo	Microempresa	Pequena Empresa	Média Empresa	Grande Empresa
Indústria	até 19 empregados	de 20 a 99 empregados	de 100 a 499 empregados	500 ou mais empregados
Serviços e Comércio	até 9 empregados	de 10 a 49 empregados	de 50 a 99 empregados	mais de 100 empregados

Fonte: Dieese (2018).

A opção por estudar este tipo específico de organização deveu-se pelo fato de que as PME's são a espinha dorsal de qualquer país em desenvolvimento, com uma contribuição significativa para a economia através do impacto no PIB, da geração de empregos, do desenvolvimento dos trabalhadores e da geração de renda. Em outras palavras, as PME's desempenham um papel fundamental na sociedade e são essenciais para o desenvolvimento econômico global, especialmente em países em desenvolvimento como o Brasil. Elas representam 90% de todas as empresas e 50% do emprego em todo o mundo, contribuindo com até 40% do PIB (Produto Interno Bruto) das economias emergentes. Estes números são significativamente maiores se considerarmos as PME's informais. Estimativas apontam que serão necessários 600 milhões de empregos até 2030 para absorver a crescente força de trabalho global, o que torna o desenvolvimento das PME's uma alta prioridade para muitos governos em todo o mundo. Nos mercados emergentes, 7 em cada 10 empregos são gerados por PME's (Asad *et al.* 2020).

Nos Estados Unidos, dados da NSBA (*National Small Business Association*) mostram que, embora as grandes corporações ganhem a maior atenção da mídia, as pequenas empresas

têm participação fundamental na economia do país, uma vez que representam mais de 99% das empresas americanas e respondem por 49% do emprego no setor privado. Além disso, pequenas empresas respondem por 43% das vendas e 51% do Produto Interno Bruto nos Estados Unidos (Freudenberg *et al.*, 2012). Outro dado relevante aponta que dos 18,5 milhões de novos empregos criados nos Estados Unidos entre 1993 e 2011, as pequenas empresas (menos de 500 funcionários) contribuem com cerca de 64% deste montante (Schaeffer; Olson, 2014).

No Reino Unido, as pequenas e médias empresas (MPME's) (que incluem microempresas que empregam < 10) dão uma contribuição significativa para a economia, representando 99,9% de todas as empresas, empregando 60% da força de trabalho e gerando £2,168 bilhões ou 52% do total de negócios gerados por todas as empresas (Willetts; Atkins; Stanier, 2020).

Na Alemanha, sua economia depende fortemente das PME's, pois estas representam mais de 99% de todas as empresas. Além dessa alta participação, as PME's representam 35% do faturamento de todas as empresas e 47,5 % do valor agregado bruto. Existe um programa específico do governo alemão para P&D em PME's, com investimentos na ordem de 600 milhões de euros anuais. É importante notar que a Alemanha não tem recursos naturais significativos, dependendo, portanto, de um processo de desenvolvimento constante do know-how tecnológico (Bakir; Engels; Bakir, 2019).

Apesar da importância do segmento, as PME's podem demorar a atingir um nível de maturidade de forma que possam tomar proveito dos benefícios da aplicação de análise de dados, pois encontram muitas barreiras, tais como políticas de segurança da informação inexistentes ou incipientes, dificuldade em encontrar mão de obra qualificada e dificuldade de financiamento, entre outras (Sargut, 2019).

A análise de dados com *Big Data* devido a complexidade e custos envolvidos estão sendo concretizados principalmente em empresas de grande porte. As PME's necessitam encontrar caminhos para potencializar seus resultados operacionais através das oportunidades de introdução / aplicação da análise de dados na era do *Big Data*. Existe uma carência de estudos científicos que indiquem como implementar a análise de dados na era do *Big Data* nas PME's e quais são os impactos organizacionais oriundos desta jornada de transformação, inclusive em seus processos de negócios. Faz-se necessário desenvolver estudos que auxiliem as PME's a preparar-se para as mudanças e que apontem quais diretrizes para introduzi-las nos ambientes organizacionais (Ware *et al.*, 2017).

1.1 PROBLEMA

A análise de dados é um processo que, sob a ótica sistêmica, pode ser decomposto em vários subprocessos com suas respectivas entradas de dados e saída de informações. Em meio a uma miríade de problemas que desafiam o gestor de pequenas empresas encontra-se a introdução da análise de dados nos processos de negócios, em especial no que se relaciona a vendas e *marketing*.

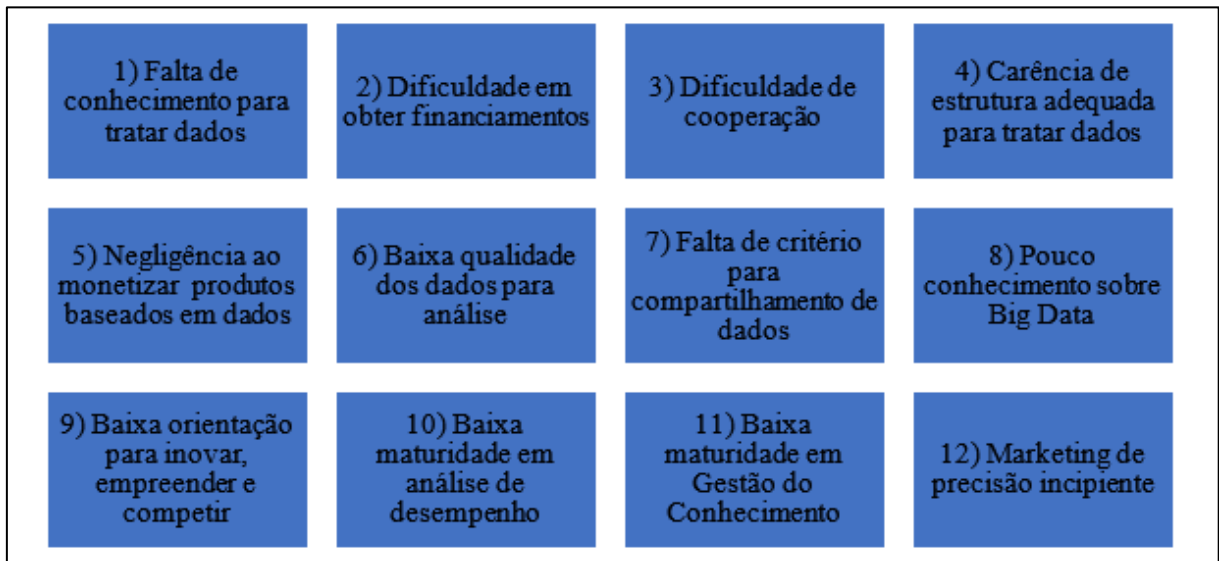
Atualmente, as PME's possuem três principais preocupações: a) a sobrevivência do negócio em relação à entrada de grandes organizações no seu nicho de atuação; b) o aumento da exigência dos clientes, obrigando as PME's a adotarem processos de relacionamento com os clientes cada vez mais ágeis, inteligentes, eficientes e com menor custo e, por fim, c) perpetuar o negócio através da utilização intensiva de recursos de TIC's (Tecnologia da Informação e Comunicação) atualizados, em todos os processos da empresa (Falcão; Oliveira e Sá, 2019).

Com efeito, o uso intensivo de TIC's por parte das PME's deve compreender os seguintes aspectos:

- a) Estar atento às inovações e tecnologias visando capacitar os colaboradores para atrair e fidelizar clientes, parceiros e colaboradores de forma contínua e focada em criação de experiências digitais (Idc, 2018);
- b) Conectar digitalmente os produtos e serviços aos clientes e parceiros comerciais (Idc, 2018);
- c) Criar condições para que as PME's respondam, com rapidez e inteligência, às oportunidades ofertadas pela análise de dados para obtenção de vantagem competitiva, através do uso de ferramentas de análises de dados suportadas por heurísticas (algoritmos) inteligentes (Kadre; Konasani, 2015);
- d) Perceber quais dados o negócio precisa capturar (Fleckenstein; Fellows, 2018).
- e) Aplicar a análise de dados de forma integrada, ao invés de buscar sucessos em atividades isoladas, através do emprego de gerenciamento de projetos (Jin *et al.*, 2015).

Ainda em relação às PME's ao redor do mundo, diversos estudos, apresentados a seguir, revelam evidências que tais organizações não estão preparadas para enfrentar os desafios oriundos da transformação para uma cultura de orientação por dados, da implementação de funções de inteligência de negócios e de ferramentas, processos e técnicas para aplicar análises de dados. Os principais problemas enfrentados pelas PME's para aplicação de análise de dados foram compilados e estão representados a seguir (Figura 1).

Figura 1 - Problemas que dificultam a aplicação da análise de dados em PME's



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Com relação ao problema 1 - falta de conhecimento para tratar dados, existe uma clara falta de competência para tratar dados em todos os níveis hierárquicos das PME's. Essa falta de competência tem levado a dificuldades na identificação de casos de uso de ciência de dados envolvendo questões organizacionais e técnicas (Bange; Grosser; Janoschek, 2015; Wamba *et al.*, 2015). Os colaboradores não possuem as competências e conhecimentos adequados que poderiam ajudá-los a entender como novos *insights* podem ser gerados por meio de práticas orientadas à ciência de dados (Barton; Court, 2012; Wamba *et al.*, 2015).

Um programa de capacitação pode contribuir para elevar o nível de competência técnica dos colaboradores até um nível satisfatório. Por exemplo, considere um analista de compras cujas responsabilidades de trabalho incluem avaliar fornecedores, desenvolver abordagens inovadoras para revisar a eficácia do processo de compras, fornecer recomendações sobre todas as questões relacionadas a compras (por exemplo, planos, relatórios e métricas) e sugerir estratégias de compras. Para cumprir o trabalho atribuído, espera-se que o analista de compras use um sistema de inteligência de negócios com vários recursos analíticos para examinar dados que são consolidados em um repositório de dados central (por exemplo, um *data warehouse*) e estão vinculados a fornecedores, vendas, níveis de estoque, ciclos de reabastecimento e prazo de entrega do produto. Nestas condições, se o analista de compras acredita que pode obter *insights* avançados que não poderiam ser obtidos com o uso de um sistema de inteligência de negócios, então ele pode explorar novas dimensões e medidas do conjunto de dados, combinando em vários relatórios para aprimorar visões de fornecedores potenciais e estabelecidos ou analisar os dados para entender o desempenho atual de compras e as condições

externas e, em seguida, sugerir modificações nas estratégias de compras (Li; Hsieh; Rai, 2013; Popović; Puklavec; Oliveira, 2019).

Desta forma, a aprendizagem organizacional deve ser utilizada como uma lente teórica suplementar pois influencia na disseminação e utilização do conhecimento existente e/ou a criação de novos conhecimentos (Gupta; Smith; Shalley, 2006), reduzindo assim as barreiras à assimilação de sistemas de análise de dados e inteligência de negócios nos processos de trabalho ao experimentar novos recursos (Robey *et al.*, 2002). Indiscutivelmente, o uso inovador de análise de dados e inteligência de negócios pelos colaboradores exige que busquem constantemente ampliar seus conhecimentos a respeito do potencial de implementação da análise de dados e inteligência de negócios para o seu trabalho (Gupta; Smith; Shalley, 2006).

A respeito do problema 2 - dificuldade em obter financiamentos, as PME's têm menos probabilidade de obter empréstimos bancários do que as grandes empresas; em vez disso, eles contam com fundos internos, ou dinheiro de amigos e familiares, para lançar e administrar inicialmente seus empreendimentos. O acesso ao financiamento é uma restrição fundamental para o crescimento das PME's, sendo considerado um obstáculo para a expansão dos negócios (Banco Mundial, 2019). Corroborando com o Banco Mundial, a *International Finance Corporation* (IFC) estima que 65 milhões de empresas, ou 40% das micro, pequenas e médias empresas formais (MPME's) nos países em desenvolvimento, têm uma necessidade de financiamento não atendida de US\$ 5,2 trilhões a cada ano. A Ásia Oriental e o Pacífico representam a maior parcela (46%) do total de lacunas financeiras globais e são seguidas pela América Latina e Caribe (23%) e Europa e Ásia Central (15%). As regiões da América Latina e Caribe e do Oriente Médio e Norte da África, em particular, têm a maior proporção do déficit financeiro em relação à demanda potencial, medida em 87% e 88%, respectivamente. Nestas duas regiões, cerca de metade das PME's formais não tem acesso ao crédito formal. A lacuna de financiamento é ainda maior quando são consideradas as empresas informais (Banco Mundial, 2019).

Já sobre o problema 3 - dificuldade de cooperação com outras empresas e universidades, geralmente, projetos de análise de dados requerem cooperação com outras empresas e universidades (Mittal *et al.*, 2020). Projetos bem-sucedidos orientados por dados exigem equipes interdisciplinares que incluem conhecimentos de negócios, técnicos e de ciência de dados. As PME's muitas vezes não conseguem cobrir todos os campos de competência e, geralmente, projetos de ciência de dados requerem cooperação com outras empresas e universidades (Mittal *et al.*, 2020). Faz-se necessário o aprimoramento de um processo para

gerenciamento e compartilhamento de informações sobre conjuntos de dados utilizados em projetos orientados por dados corporativos (Stadnicka *et al.*, 2020).

Com relação ao problema 4 - carência de estrutura adequada para tratar dados, seguramente, estruturar um departamento dedicado à ciência de dados é um grande obstáculo, pois não faz parte de suas competências principais. Pode-se sugerir, portanto, que existe a necessidade da criação de um processo de gerenciamento de dados que seja ao mesmo tempo flexível e estruturado pois, em geral, as PME's não possuem uma estrutura capaz de gerenciar conjuntos de dados de forma adequada, por contar com uma infraestrutura rudimentar (Stadnicka *et al.*, 2020).

Com relação ao problema 5 - a monetização dos produtos baseados em dados é negligenciada. Primeiramente, quando uma organização percebe os impactos positivos da análise de dados, ela passa a compreender que os dados são diretamente responsáveis por novas fontes de monetização. Por exemplo, muitas organizações começam a vender dados ou *insights* para outras empresas, ou até mesmo integrá-los a produtos e serviços existentes, em um processo contínuo de aperfeiçoamento. Em outros casos, os dados, por si só, são considerados como novas fontes de monetização ao serem vistos como novos produtos ou serviços. Desta forma, a monetização deixa de estar necessariamente relacionada ao *core business* da organização e passa a evoluir até que o seu modelo de negócios se adapte ao novo contexto (Schmarzo, 2013). Desta forma, a utilização de análise de dados para incrementar as receitas não se limita a grandes e organizadas corporações, visto que PME's podem se valer dos dados disponíveis para tornar as decisões de negócios mais rápidas e fáceis (Iqbal *et al.*, 2018; Sands, 2018). Porém, a monetização de produtos baseados em dados é negligenciada por muitas PME's. Os motivos como a falta de especialistas que tenham *expertise* no assunto, a pouca oferta de serviços e consultorias em análise de dados acessíveis a PME's e a falta de *cases* voltados para esses cenários representam barreiras, algumas vezes, transponíveis só para grandes organizações (Coleman *et al.*, 2016).

Já com relação do problema 6 – baixa qualidade dos dados para análise, temos que dados e conhecimentos sobre qualidade dos dados, ou Data Quality (DQ) são cruciais para qualquer empresa tomar boas decisões. No entanto, apesar de sua importância, depois de três décadas de pesquisa de DQ e várias metodologias para avaliação de DQ, verifica-se que muitas organizações desconsideram os benefícios de DQ em suas decisões cotidianas. Duas razões podem ser identificadas: a) Até agora, a pesquisa levou a resultados fragmentados e esparsos na literatura com técnicas e ferramentas ainda ausentes. b) Há uma lacuna entre as técnicas e as

medidas desenvolvidas pelo lado da pesquisa e seu uso real na prática (Batini; Scannapieco, 2016).

Um conjunto de dados considerados de qualidade podem apresentar as seguintes características ou dimensões:

- a) **Precisão:** avalia se os dados são corretos, confiáveis e livres de erros (Wang; Strong, 1996) de forma que seja possível calcular o quociente do número de valores corretos em uma fonte e o número total de valores (Naumann, 2003);
- b) **Completude:** leva em conta se um conjunto de dados inclui todos os dados necessários para representar todos os estados significativos do sistema do mundo real (Wang; Wang, 1996; Batini *et al.* 2009);
- c) **Consistência:** refere-se à violação das regras semânticas definidas sobre um conjunto de itens de dados (Batini *et al.*, 2009) e até que ponto os dados são sempre apresentados no mesmo formato e são compatíveis com dados anteriores (Wang; Strong, 1996);
- d) **Pontualidade:** é influenciada taxa de alteração dos dados e o tempo de atualização dos mesmos, isto é, considera o momento em que os dados são disponibilizados em relação ao momento em que são coletados para análise (Wang; Wang, 1996). Pode ser descrito, por exemplo, como a medida em que a idade dos dados é apropriada para a tarefa em questão (Wang; Strong, 1996) ou a idade média dos dados em uma fonte (Naumann, 2003);
- e) **Relevância:** avalia se os tipos de dados disponíveis são pertinentes ao uso pretendido dos dados (Price; Shanks, 2016) e se as informações fornecidas satisfazem a necessidade dos usuários (Naumann, 2003).

Embora as medidas de qualidade ainda não estejam consistentemente definidas, várias publicações analisam interdependências entre dimensões de qualidade citadas. Alguns pesquisadores abordam a relação entre a pontualidade e a precisão (Sadeghi; Clayton, 2002; Han; Venkatasubramanian, 2003) enquanto outros modelam a relação entre completude e consistência (Ballou; Pazer, 2003). Outros autores descrevem qualitativamente as dependências entre as quatro dimensões mensuráveis e sua relação com o processo de melhoria do DQ, isto é, a precisão, completude e consistência são consideradas como variáveis independentes que influenciam a pontualidade.

Além da definição e caracterização das medidas de qualidade, inúmeras publicações abordam a avaliação e melhoria do DQ. A abordagem mais geral envolve as seguintes fases: a) avaliação das condições de coleta/extração de informações contextuais, por exemplo, sobre

estrutura de dados e processos organizacionais, b) avaliação de DQ propriamente dita e c) melhorias organizacionais orientadas por dados ou orientadas a processos (Batini *et al.*, 2009).

Especialmente nas PME's, o problema relaciona-se ao fato de, na maioria dos casos, os dados necessários para as análises serem trabalhados manualmente. Em geral, a qualidade dos dados é baixa, muitas vezes devido à inflexibilidade dos sistemas de informação, o uso de diferentes tecnologias na mesma organização e a falta de iniciativas de correções nos sistemas de informação. A avaliação da qualidade dos dados apresenta uma forma de concentração em dados de alta relevância e impacto, tarefa desafiadora em face dos recursos limitados observados na maioria das PME's. Estudos futuros podem desenvolver métodos para aprimoramento de DQ ao abordar aplicações em diferentes contextos e domínios organizacionais (Günther *et al.*, 2019).

No que diz respeito ao problema 7 – falta de critério de compartilhamento de dados, à medida em que o volume e a velocidade dos dados aumentam, haverá um ponto em que o custo de usar bancos de dados tradicionais para armazenar, e os dados de processo se tornarão muito caros. Isso sugere que as PME's que estão atualmente armazenando e analisando dados devem investigar a viabilidade da adoção do *Big Data Analytics* (Kalan; Unalir, 2016). Por outro lado, estudos empíricos apontam que as PME's estão cada vez mais considerando a utilização e o desenvolvimento de uma administração orientada a dados. As PME's necessitam de mais tempo para explorar as novas possibilidades que a análise de dados oferece (Bauer; Van Dinther; Kiefer, 2020). Estudos demonstram que gestores das PME's concordam que os dados serão um ativo muito significativo no futuro (Svensson; Feldt; Torkar, 2019). Faz-se necessário o aprimoramento de um processo para gerenciamento e compartilhamento de informações sobre conjuntos de dados utilizados em projetos orientados por dados corporativos (Stadnicka *et al.*, 2020).

Em geral, subconjuntos de dados estáticos e dinâmicos são relacionados entre si, formando outros tipos de dados, que precisam ser gerenciados através de procedimentos que incluem atividades como seleção de fontes de dados, coleta de dados, armazenamento de dados, limpeza de dados, análises de dados e visualização e avaliação dos resultados alcançados (Polyzotis *et al.*, 2019). Estas etapas são definidas por dois modelos básicos de processos para projetos de ciência de dados, que são o *Knowledge Discovery in Databases* - KDD e o *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* - CRISP-DM (Fayyad, 1996; Shearer, 2000).

O surgimento de novos modelos de processos mostra a alta relevância para melhorar o planejamento e a gestão de projetos de ciência de dados nas organizações. Em projetos conjuntos de desenvolvimento orientados por dados, a estreita cooperação reduz os esforços de

desenvolvimento nas áreas de compreensão de dados e elaboração de dados. Quando os resultados alcançados são compartilhados e avaliados de forma colaborativa, concepções de novos projetos são aprimoradas, exigindo cada vez mais conhecimentos técnicos e de negócios (Löcklin *et al.*, 2021).

Tratando-se de PME's, a gestão eficiente dos conjuntos de dados é considerada um grande desafio. Uma gestão eficiente de dados aumenta a capacidade de reutilização dos dados de forma compartilhada. Neste processo, as mesmas perguntas surgem repetidamente: quais dados podem ser compartilhados, quais investigações já foram realizadas com base em quais conjuntos de dados, como os dados foram preparados. Encontrar respostas satisfatórias exige esforços que vão além do armazenamento de dados na nuvem ou em estruturas de *storage* (armazenamento) próprias. Observa-se uma evidente falta de suporte de ferramentas e processos (Löcklin *et al.*, 2021).

Ao mesmo tempo, enfrentam o grande desafio de precisar compartilhar dados com especialistas externos. O compartilhamento de conjuntos de dados com outras empresas ou universidades é muitas vezes a única possibilidade para as PME's executarem projetos de desenvolvimento orientados por dados, já que muitas vezes não são capazes de cobrir todas as competências necessárias para tais projetos com seu corpo de funcionários, dependendo da cooperação com especialistas (Bauer; Van Dinther; Kiefer, 2020; Coleman *et al.*, 2016).

No tocante ao problema 8 – pouco conhecimento sobre *Big Data*, pesquisadores têm apontado uma carência das PME's em relação aos conceitos, aplicações, funcionamento e benefícios de projetos baseados em *Big Data*. Por exemplo, uma pesquisa com 15 PME's do setor de manufatura, sediadas no Sul do País de Gales, revelou que, apesar de armazenarem uma grande variedade de dados (fornecedor, manufatura, produto, vendas, cliente, financeiro e outros dados) em suas redes, apenas 46,7% das empresas apontaram ter conhecimento sobre o que é *Big Data Analytics*. Destes, 75% afirmaram saber aplicar os conceitos em projetos reais. Outra revelação interessante apontou que 60% das empresas pesquisadas armazenavam menos de 2TB de dados em seus domínios e 93,3% afirmaram não ter problemas para gerenciar a quantidade atual de dados (Soroka *et al.*, 2017).

Tendo em consideração o problema 9 – baixa orientação de dados para inovar, empreender e competir, a inovação estratégica continua a ser um tema desafiador para as PME's. Tendências tecnológicas devem ser consideradas quando as estratégias são definidas ou revisadas (Bakir; Engels; Bakir, 2019).

Entende-se por capacidade de inovação a implementação de ações aplicadas a novos sistemas, políticas, programas, produtos, processos e serviços. Em outras palavras, a capacidade

de inovação pode ser entendida como a capacidade de absorver e usar informações internas/externas para serem transferidas para a geração de novos conhecimentos, sendo, portanto, um conjunto abrangente de características organizacionais que facilitam e impulsionam estratégias de inovação, na medida em que permitem modificar produtos, processos, serviços, sistemas organizacionais – como sistemas de *marketing* – para criar valor para o cliente. Diversos estudos têm examinado fatores que influenciam a capacidade de inovação da organização: empreendedorismo, capacidade de *marketing*, capital de compartilhamento de conhecimento; empoderamento psicológico, gestão de relacionamento, redes de inovação, ativos de conhecimento organizacional, gestão de relacionamentos com o cliente, cultura e empoderamento organizacional e interação social informal. Todos estes fatores mostraram influência significativa na melhoria da capacidade de inovação. As inovações são pré-condições essenciais para a longevidade e competitividade das organizações. Existe uma série de fatores objetivos e subjetivos, que limitam o potencial de inovação das empresas ou que podem até eliminar quaisquer atividades inovadoras. Esses fatores são, conseqüentemente, denominados como barreiras de inovações. Sob o ponto de vista da gestão, cultura organizacional e recursos humanos, as PME's são provavelmente resistentes às inovações, apesar do tamanho da organização não possuir influência direta sobre seu potencial para inovar, mas, especialmente, por verificar-se um baixo compartilhamento de funções de gestão. Uma gestão fraca reduz o esforço para construir um ambiente inovador, muitas vezes originada da falta de experiência do gestor/proprietário em construir uma estratégia de inovação bem-sucedida (Wingwon, 2012).

Por exemplo, um estudo envolvendo 338 PME's europeias que utilizam mídias sociais para inovar mostrou que existe uma carência em explorar modelos de negócios orientados por *Big Data*, especialmente em empresas que não atuam na área de TI nem na área de telecomunicações (Schaeffer; Olson, 2014).

Outra barreira para inovar está relacionada à incapacidade das PME's em contratar e manter uma força de trabalho qualificada, muitas vezes relacionada à falta de recursos financeiros. As PME's, em comparação com as empresas maiores, são mais sensíveis à perda de mão-de-obra qualificada do que as maiores entidades empresariais financeiramente mais estáveis que, geralmente, apresentam-se como uma marca mais atraente e de maior prestígio ou reputação, que pode facilitar, inclusive, um acesso direto ao capital humano por meio de uma estreita cooperação com as universidades (Tabas; Beranová; Vavřina, 2011).

Já com relação à capacidade para empreender e ser competitiva, em especial no âmbito das PME's, muitos estudos têm se concentrado apenas em aspectos financeiros e recursos de

marketing, mas não tem explorado aspectos intangíveis como a orientação empreendedora e o capital social. Estes dois aspectos têm forte influência sobre as capacidades de inovação e desempenho organizacional e na obtenção de vantagem competitiva. Um empreendedor é uma pessoa que inova, financia e tem inteligência de negócios em um esforço para transformar a inovação em bens econômicos. Empreendedores são aqueles que têm a coragem de assumir riscos e têm a motivação e ação proativa para criar inovações que produzam novos produtos, novos serviços ou novos processos na criação de vantagem competitiva. A orientação empreendedora está associada principalmente às ideias de novos recursos humanos que podem causar algumas mudanças no contexto das organizações, na medida em que melhoram a capacidade de prover conhecimento técnico na busca de novas soluções relacionadas a produtos e/ou serviços visando atender às necessidades dos clientes (Wingwon, 2012).

Por sua vez, capital social é composto por diversos aspectos da estrutura social, visando facilitar as ações dos indivíduos dentro desta estrutura através da ação coletiva e da criação de valor para as empresas por meio de metas compartilhadas. O capital social das organizações pode ser categorizado em três dimensões: estruturais, relacionais e cognitivas. A dimensão estrutural é a relação não pessoal entre indivíduos ou unidades dentro da organização, mostrando padrões de relações e interações entre as pessoas da organização para aprender, compartilhar e trocar informações, ideias e conhecimentos. A dimensão relacional é uma relação interpessoal entre indivíduos, concentrando-se em relações especiais, como respeito, amizade, honestidade e confiança. Já a dimensão cognitiva refere-se a recursos que proporcionam interpretação compartilhada entre indivíduos na mesma rede social. Isso mostra o quanto os colaboradores têm uma compreensão clara e percepção da organização quanto aos seus valores e objetivos, permitindo identificar o nível de aceitação e comprometimento dos indivíduos em face dos objetivos da organização (Wingwon, 2012).

No ambiente de negócios em rápida mudança e desenvolvimentos tecnológicos, as PME's devem ser capazes de se adaptar e antecipar às mudanças, por meio da criação de inovações sustentáveis ajustadas às necessidades do mercado e do negócio. Os gestores/proprietários devem ser capazes de enfrentar a dinâmica do mercado e responder às mudanças o mais rápido possível. Porém, sem esta habilidade ou capacidade para inovar, torna-se tarefa complexa para as PME's obter desempenho de negócios e vantagem competitiva, na medida em que carecem de apoio de diversos atores, como, por exemplo, o governo, universidade e instituições de fomento. Uma grande carência das PME's refere-se à incapacidade de assumir riscos, reforçando a necessidade de melhorar suas habilidades

empreendedoras através de ações como capacitação, como workshops e mentorias (Sulistyo; Ayuni, 2020).

No que diz respeito ao problema 10 – baixa maturidade em sistemas de análise de desempenho, a adoção de sistemas e métodos de mensuração de desempenho organizacional é reconhecida como atividade essencial, sendo definida como um sistema holístico, equilibrado e dinâmico, capaz de apoiar o processo de tomada de decisão. Muitas grandes empresas apresentam resultados bem-sucedidos neste sentido, porém, o mesmo não pode ser dito quando se trata de PME's, onde várias restrições obstruem a medição do desempenho. Algumas das restrições encontram-se na falta de disponibilidade de capital humano especializado, habilidades gerenciais insuficientes, abordagem reativa e pouca disponibilidade de recursos de capital. Os colaboradores estão envolvidos principalmente em processos técnicos e operacionais. Poucas PME's utilizam um sistema efetivo de medição e gestão de desempenho para impulsionar seus objetivos.

Alguns aspectos são apontados como fatores de contingência em relação às condições organizacionais para PME's, que afetam a maneira em que estes sistemas e métodos de avaliação de desempenho organizacional são conduzidos e evoluem. Entre os principais fatores surgem a estrutura de governança, estrutura de operações, modelo de negócios, os sistemas de informações gerenciais, a cultura organizacional e o estilo de gestão. Em primeiro lugar, estudos enfatizam a importância dos sistemas de informações gerenciais, principalmente nos aspectos que se referem ao alto investimento em TI e as práticas e comportamentos informais e como os sistemas de informações gerenciais influenciam fortemente a melhoria da gestão de desempenho. Em segundo lugar, estudos demonstram o forte impacto da cultura organizacional e do estilo de gestão nos sistemas e métodos de avaliação de desempenho organizacional, onde predomina, uma cultura de apoio e um estilo de gestão consultivo e participativo (Bourne *Et Al.*, 2013; Garengo; Bitici, 2007; Garengo; Sharma, 2014; Jardioui; Garengo; El Alami, 2019; Taylor, A.; Taylor, M., 2014).

Estudos empíricos e teóricos são insuficientes para oferecer um melhor entendimento acerca dos sistemas e métodos de medição de desempenho das PME's principalmente pela falta de compreensão de quais fatores organizacionais influenciam estes sistemas. De fato, pesquisas adicionais são necessárias para explicar como a medição de desempenho e especialmente as atividades de gerenciamento de desempenho estão evoluindo nas PME's. Além disso, é necessária uma investigação mais aprofundada sobre o uso de tecnologia inovadora em atividades de gestão de desempenho (Sardi *et al.*, 2020).

Já em relação ao problema 11 – baixa maturidade em gestão do conhecimento, temos que uma gestão ativa do conhecimento é um tema fundamental para as PME's. Porém, tais organizações carecem de recursos e de expertise. Um estudo realizado em um grupo de PME's austríacas, através de entrevistas com especialistas, apontou por quais fatores o uso intensivo de gestão do conhecimento sobre o negócio pode ser determinado. Dentre diversos fatores apontados, os autores destacaram a capacidade de padronização, o nível de conhecimento dos colaboradores sobre o negócio, a capacidade de comunicação, o nível de complexidade da organização e a capacidade de adaptabilidade (Ploder; Kohlegger, 2018).

De fato, muitos documentos e sistemas de informação diferentes são usados para que um processo de negócio seja executado corretamente. Influenciado por qualquer uma das informações fornecidas, o processo precisa ser tratado de forma adequada em todos os seus níveis. Caso os colaboradores necessitem de informações de fontes externas para a finalização do processo, os especialistas argumentam que se trata de um indicador de alta necessidade de uma gestão eficiente de ativos de conhecimento. O mesmo ocorre se os processos são considerados de alta complexidade ou se a organização não possui capacidade de padronização. Da mesma forma, se um processo demanda do colaborador uma seleção de alternativas para tomada de decisão, de forma que o colaborador necessita de um conhecimento profundo sobre processo em si, trata-se também de um indicador de alta necessidade de uma gestão eficiente dos ativos de conhecimento. O mesmo ocorre se os processos de negócio exigem experiência – por meio treinamento ou repetição, por exemplo, para sua correta execução. Um processo que exige muita comunicação para sua execução ou exige adaptabilidade ou apresenta divergências em função de um mau funcionamento também pode indicar uma alta necessidade de uma gestão eficiente dos ativos de conhecimento (Ploder; Kohlegger, 2018). Em resumo, um ponto de partida eficiente para iniciar um processo de BI (*Business Intelligence*) em PME's pode estar relacionado à seleção de processos que exigem foco intensivo em gestão do conhecimento, mas, para isso, é necessário identificá-los e priorizá-los. Os autores sugerem novos estudos visando garantir a integridade dos fatores anteriormente apontados, bem como desenvolver um modelo de medição de processos com relação ao nível de intensidade de gestão do conhecimento necessário para sua correta execução (Ploder; Kohlegger, 2018).

Por fim, no que se refere ao problema 12 – *marketing* de precisão incipiente, verificou-se que o modelo de *marketing* tradicional é baseado na demanda da compreensão de clientes em relação aos produtos e serviços são captadas principalmente através de várias formas de publicidade comercial. Em um ambiente de *Big Data*, modelos tradicionais de *marketing* não são mais aplicáveis. Os clientes não dependem mais da aceitação passiva das informações

publicitárias. Desta forma, o cliente não é apenas o destinatário de informações, mas também o remetente de informações, ou seja, os clientes possuem atributos duplos, sendo, portanto, necessário coletar e analisar dados para satisfazer suas necessidades de forma dinâmica. No ambiente de *Big Data*, as empresas precisam responder a diversas contingências, de forma oportuna e flexível, rever ideias e ajustar estratégias de *marketing*, adaptar-se à rápida atualização do produto e obter efeito eficiente de gestão de *marketing* (Guo; Yuan, 2021).

A chegada da era do *Big Data* alterou o modo tradicional de comunicação das PME's para um modelo integrado de comunicação baseado na Internet, valorizando relacionamentos e conteúdo, baseado em redes sociais e utilização de dispositivos móveis. De fato, o comportamento de compras online tornou-se um fenômeno comum. Usando a análise de *Big Data*, as empresas podem entender como se dá o processo de pesquisa de produtos e serviços, sendo possível coletar dados de navegação e outros registros relevantes do usuário, oferecendo condições de mapear detalhadamente sua jornada de compras na internet. Desta forma, é possível subdividir as características de demanda de cada usuário e analisar a motivação comportamental e sua preferência psicológica, de modo a tornar o posicionamento de vendas único através de uma estratégia de *marketing* mais precisa. Através do *marketing* de precisão, as PME's poderiam ser capazes de dominar ferramentas e modelos de análise de dados cruzados, analisar grupos de clientes em diferentes cenários e aprofundar mecanismos de fidelização (Guo; Yuan, 2021).

Ainda sobre as PME's chinesas, de acordo com o relatório sobre a pesquisa de status de mercado e a previsão de tendência de desenvolvimento das PME's chinesas em 2020, divulgada pela *China Industrial Research Network*, em relação ao ambiente de *Big Data*, as PME's geralmente têm os problemas de pequena escala, produto único, fraca capacidade de coletar informações e baixa capacidade de resposta ao meio ambiente. As PME's apresentam um certo grau de inovação tecnológica, muitas vezes insuficiente para ultrapassar a concorrência. Devido à única fonte de recursos e à pressão de alto desempenho, há uma necessidade urgente de enfrentamento frente às dificuldades apresentadas. A utilização de BD&A pode ser a chave para aumentar a competitividade das PME's. No entanto, percebe-se que as PME's apresentam deficiências inerentes à pesquisa e desenvolvimento, inovação tecnológica, aplicação de análise de dados em casos de sucesso (Guo; Yuan, 2021). Além disso, têm-se percebido ações em empresas em diversos campos de atuação como, por exemplo, a manufatura industrial, aeroespacial, bioengenharia, serviços financeiros, agricultura moderna, comércio e logística. Este projeto nacional permite fornecer as PME's mecanismos para explorar plenamente o potencial de apoio à inovação dos recursos da análise de dados, focar nos aspectos da pesquisa e inovação em

desenvolvimento de tecnologia industrial, revisar seus processos de gestão da produção, promover a inovação de novos modelos de negócios e reconstruir os sistemas de cadeia de valor industrial, além de promover o desenvolvimento de indústrias emergentes ao explorar novos formatos e novos modelos de desenvolvimento colaborativo (Guo; Yuan, 2021).

Para isso, as PME's devem construir um sistema de *marketing* com a ajuda da análise de dados, explorar os benefícios da computação em nuvem, da internet das coisas, da inteligência artificial, e expandir as interações em redes sociais. Os usuários devem ser o centro das atenções. Torna-se imprescindível a construção de um canal comunicação integrado ao fornecer aos usuários um modelo de relacionamento personalizado, com base em tecnologia e criatividade, formando assim uma estratégia de *marketing* inteligente, meticulosa, abrangente, inovador e eficiente, visando alcançar as metas de desenvolvimento de longo prazo (Guo; Yuan, 2021).

Diante dos problemas apresentados, apesar do potencial da análise de dados e de suas aplicações, como, por exemplo, o rastreamento do comportamento do consumidor, as PME's, nos países em desenvolvimento não estão fazendo uso apropriado da análise de dados. A literatura sobre análise de dados trata principalmente de soluções para as grandes empresas. Há uma enorme lacuna prática na medida em que o propósito da análise de dados, que é a criação de valor, não ser implementada ou ser implementada inadequadamente em PME's de países em desenvolvimento (Asad *et al.*, 2020).

A análise de dados não só ajuda as empresas a obterem melhor desempenho em termos de satisfação e rentabilidade do cliente, mas também ajuda as PME's a obter alta eficiência operacional, cujas decisões operacionais adequadas dependem da avaliação das informações certas no momento certo. O aprendizado organizacional com base nas informações recebidas através da análise de dados, leva à excelência operacional. No entanto, a análise de dados por parte das PME's está em sua fase de incubação, ou seja, não estão utilizando análise de dados ou estão utilizando em uma escala muito limitada (Asad *et al.*, 2020).

Sem dúvida, as PME's enfrentam dificuldades para analisar dados e melhorar o processo de tomada de decisões. Algumas barreiras referem-se à alta complexidade para processar os dados, falta de diretrizes para a gestão de dados, as informações obtidas nos sistemas de informação não têm detalhes suficientes para tomar decisões assertivas, ausência de sistemas informatizados para lidar com indicadores de gestão, relatórios e gráficos não mostram informações confiáveis, entre outros (Barrenechea *et al.*, 2019). Diante de tantas dificuldades e barreiras, conclui-se que as PME's definitivamente carecem de um roteiro baseado em pesquisas científicas e estudos empíricos que seja capaz de oferecer condições de definição, planejamento e execução para criação e/ou amadurecimento dos processos de gestão, visando aproveitar as oportunidades que a análise de

dados pode oferecer, como, por exemplo, a melhoria de sua capacidade de gestão, inovação e tomada de decisão.

Em uma abordagem sistêmica, todos os problemas evidenciados nas PME's podem estar relacionados à dificuldade de construir processos de negócios que incorporem a análise de dados. Afinal, como o gestor de uma pequena empresa pode promover a introdução da análise de dados em seus processos de negócio?

1.2 PÚBLICO-ALVO

Visando delimitar o público-alvo para aplicação da pesquisa de campo, optou-se por estudar as pequenas e médias empresas catarinenses. Mesmo com esta linha de corte, um número considerável de empresas com diferentes tipos de negócios enquadra-se neste grupo. Temos uma diversidade de pequenas e médias organizações catarinenses: organizações públicas, do terceiro setor, da indústria moveleira, manufatura, prestadores de serviços, agronegócio etc. Portanto, optou-se por delimitar um setor específico de atuação: pequenas e médias empresas catarinenses que ofertam *software* como serviço. A sigla *SaaS* (*Software as a Service*) é uma forma de distribuição de *software* que utiliza arquitetura baseada em *Cloud Computing* (Computação em Nuvem) para fornecer serviços e aplicações para os clientes.

A justificativa pela escolha deste tipo de organização em Santa Catarina se dá pelo fato do estado ser referência em termos de desenvolvimento tecnológico. Temos aproximadamente 17 mil empresas de tecnologia sediadas em solos catarinenses, além de 15 centros de inovações e 8 parques tecnológicos. Uma fatia representativa destas empresas de tecnologia catarinenses está organizada como Startups. De acordo com um mapeamento da Associação Brasileira de Startups (ABStartups), o estado de Santa Catarina concentra o maior número de startups do país. Um estudo SEBRAE/SC mapeou 1.301 startups no estado, com informações sobre localização, modelos de receitas, faturamento médio, com a maturidade e estágios dos negócios. Segundo o levantamento, 10 cidades concentram 80% das startups catarinenses, sendo Florianópolis, Joinville, Blumenau, Criciúma e Chapecó os principais polos. Quase 43% das empresas estão na etapa de operação, tendo já passado pelos estágios de ideação e validação - apenas 6% das startups estão em momento de escala. Para realizar o mapeamento, foram examinadas empresas de inovação e de tecnologia a partir de um trabalho minucioso de pesquisa e consulta ao banco de dados do SEBRAE/SC e de parceiros que fazem parte do ecossistema de startups catarinense, além de informações públicas do governo. O mapeamento mostrou que as oportunidades se estendem por todo o estado: dos 295 municípios catarinenses,

78 possuem ao menos uma startup, e dentre as empresas estudadas, 120 estão nas regiões do Oeste (7%) e Meio Oeste (3%) catarinense. Dados sobre o faturamento das startups mapeadas em Santa Catarina são expressivos. Consideradas Empresas de Pequeno Porte (EPP's), 316 (24%) empresas faturaram entre R\$ 360 mil e R\$ 4,8 milhões em 2021 e 41 (3%) estão acima desses valores, sendo enquadradas como médias ou grandes empresas. Para atingir esses números, 32% dos negócios geram receita através de modelos de negócios que comercializam produtos na modalidade *SaaS* (Dias, 2022).

De fato, empresas de tecnologia, mais especificamente empresas *SaaS*, têm uma relação natural com processos de inovação e transformação tecnológica, seja por questões técnicas como acesso à infraestrutura tecnológica atualizada, seja pelas próprias características dos produtos ofertados aos seus clientes, seja pela necessidade contínua por inovação, seja pelo potencial que o uso de tecnologias alavancadoras da indústria 5.0, como *Big Data* e *Cloud*, pode oferecer como diferencial competitivo. Admite-se, preliminarmente, que estas organizações têm melhor potencial para aplicação do roteiro objeto de proposição do presente estudo. Este fato poderá ou não ser evidenciado ao término da presente pesquisa.

1.3 PERGUNTA DE PESQUISA

Como o gestor de uma pequena ou média empresa pode promover a introdução da análise de dados nos processos de negócio?

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 Objetivo Geral

Revisar os processos de negócio de *marketing* e vendas de uma organização empresarial para promover a introdução da análise de dados na era *Big Data*.

1.4.2 Objetivos Específicos

Para a consecução do objetivo geral apresentado, são elencados os seguintes objetivos específicos:

- a) Estudar, em publicações científicas, as características das pequenas e médias empresas, suas dificuldades e desafios para utilizar a análise de dados em seus

processos de negócios, em especial as empresas que oferecem *software* como serviços;

- b) Compreender o conceito de análise de dados e sua evolução no âmbito das ciências da administração;
- c) Compreender as etapas para a aplicação de análise de dados;
- d) Estudar modelagem de processos de negócios e cadeia de valor no âmbito da ciência da administração;
- e) Mapear os processos de *marketing* e vendas de uma empresa que oferta *software* como serviço, visando compreender que aspectos relacionados às novas tecnologias de análise de dados e inteligência de negócios;
- f) Propor um ajuste nos processos do sistema empresarial para introduzir a análise de dados;
- g) Propor um roteiro para ajustes no sistema empresarial através do qual as pequenas e médias empresas *SaaS* possam ter acesso a um modelo de referência que permita melhorar os processos de negócio, principalmente os processos de *marketing* e vendas, com introdução da análise de dados.

1.5 JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA TEÓRICA E EMPÍRICA

As organizações em geral são afetadas pelos mais diversos fatores, tanto internos como externos. Por exemplo, o fenômeno da globalização vem redefinindo os fatores determinantes da competitividade, onde novas organizações de sucesso surgem e por outro lado outras tornam-se obsoletas ao serem incapazes de adaptar-se às mudanças. Com a abertura econômica, as organizações foram forçadas a ganharem escala e investirem em tecnologia, treinamento, automação, de forma que o crescimento da produtividade se tornou condição necessária de sobrevivência. Diante deste cenário de incertezas, as organizações buscam se ajustar para competir no mercado interno e internacional. Competitividade, portanto, é definida como a capacidade da organização formular e implementar estratégias concorrenciais, de forma sistemática, que possibilitem ampliar ou conservar, de forma duradoura, sua posição no mercado. Para ser considerada uma organização competitiva, torna-se fundamental possuir uma vantagem competitiva, seja através da adoção de estratégias de redução de custos, ou através de diferenciação de produtos, ou ofertando produtos de melhor qualidade, ou produzindo com mais eficiência (Andrade; Amboni, 2010).

Além disso, a rápida evolução das tecnologias de análise de dados e a pronta aceitação do conceito pelos setores público e privado deixaram pouco tempo para que o discurso se desenvolvesse e amadurecesse no meio acadêmico. Carecemos de um arcabouço de publicações no meio acadêmico que seja capaz de oferecer aos leitores uma compreensão profunda e coerente sobre o tema (Gandomi; Haider, 2015).

Os processos de gestão e de negócio amparados por BD&A impactam substancialmente a rentabilidade, produtividade e qualidade de serviços/produtos oferecidos pelas organizações, sendo, portanto, capazes de contribuir para o desempenho empresarial na medida em que apoiam a tomada de decisão para uma gama de atividades de negócios (Elbashir; Collier; Davern, 2008; Popovič; Turk; Jaklič, 2010; Trkman *et al.*, 2010). Seguindo esta mesma linha de pesquisa, pode haver uma relação indireta entre o BD&A e o desempenho das empresas (Garengo; Sharma, 2014) ao permitir a aplicação de recursos para realizar ações para gerar impactos e ganhos específicos, impactando a qualidade e melhorando processos organizacionais (Teece; Pisano; Shuen, 1997).

Porém, faltam evidências empíricas para avaliar o uso de inteligência de negócios e seu impacto no desempenho das empresas (Elbashir; Collier; Davern, 2008). Estudos existentes abordaram essas questões de forma parcial, sob várias perspectivas (Wamba *et al.*, 2017), mas há a necessidade de uma estrutura teoricamente completa e empiricamente relevante para examinar o uso e o valor da inteligência de negócio nas organizações. Em terceiro lugar, pesquisas exploraram o estágio de adoção da inteligência de negócios no contexto de grandes empresas (Wamba *et al.*, 2017). Portanto, estudos futuros podem examinar os mecanismos que ligam a adoção e o uso da análise de dados e inteligência de negócios ao desempenho organizacional em diferentes contextos. Em outras palavras, faz-se necessário investigar se as suposições anteriores podem ser generalizadas e os achados empíricos são aplicáveis em diferentes contextos de tamanho de empresa (Li; Hsieh; Rai, 2013; Popovič; Puklavec; Oliveira, 2019). Para preencher esta lacuna, estudamos a análise de dados e inteligência de negócios no contexto das PME's.

Desta forma, o presente estudo justifica-se na medida em que propõe uma mudança organizacional, ao estabelecer parâmetros para reavaliar os processos de gestão, em especial aqueles relacionados a *marketing* e vendas, de forma que as PME's possam tomar proveito dos benefícios que a análise de dados pode oferecer.

Em outras palavras, pretende-se criar e avaliar aplicabilidade de um roteiro que permita compreender as relações da introdução da análise de dados nos processos de gestão, principalmente os processos relacionados a *marketing* e vendas, de forma estruturada e

sistêmica, como elemento que efetivamente consiga contribuir para o aumento da competitividade das organizações.

Sua relevância acadêmica consiste na possibilidade de organizações reais fazerem uso como referência dos resultados deste estudo, de forma a possibilitar ações concretas, contribuindo para uma aproximação tão necessária e fundamental entre o mundo acadêmico e o corporativo.

1.6 ORIGINALIDADE DA PESQUISA

Compreender e medir o impacto da análise de dados em termos de processos administrativos é essencial para gerenciar o desempenho dos negócios. No entanto, verifica-se uma escassez de pesquisas empíricas sobre as implicações do uso de BDA nas organizações (Mikalef *et al.*, 2019), especialmente em aspectos relacionados à implementação de estruturas de governança de dados e processos de gerenciamento e de administração de dados (Abraham; Schneider; Vom Brocke, 2019; Nokkala; Salmela; Toivonen, 2019).

Buscando avaliar a originalidade da presente pesquisa, optou-se por realizar uma busca inicial nas bases de dados científicas, bastante específica, na procura por publicações que abordaram os principais tópicos da presente pesquisa. As palavras-chave utilizadas foram: análise de dados, *Big Data*, *Big Data & Analytics*, PME's, processos de negócios, processos de *marketing*, processos de vendas e empresas *SaaS*.

Para tanto, realizou-se esta busca através de acesso via CAFE - Periódicos Capes, mais precisamente nas bases *Web of Science*, *Scopus*, *Emerald Insight* e *ScienceDirect*, com as seguintes *strings* de busca:

Quadro 2 - Pesquisa inicial nas bases de dados científicas

Base de dados	String de busca	Resultados
<i>Web of Science</i>	TS=(("data analysis" OR "data analytic?" OR "data analys*") AND ("SMEs*" OR "small and médium enterprise*") AND ("business processes" OR "marketing process*" OR "sales process*") AND ("saas"))	0
<i>Scopus</i>	TITLE-ABS-KEY(("data analysis" OR "data analytic?" OR "data analys*") AND ("SMEs*" OR "small and médium enterprise *") AND ("business processes" OR "marketing process*" OR "sales process*") AND ("saas"))	0
<i>Emerald</i>	((("data analysis" OR "data analytic?" OR "data analys*") AND ("SMEs*" OR "small and médium enterprise*") AND ("business processes" OR "marketing process*" OR "sales process*") AND ("saas"))	10
<i>ScienceDirect</i>	((("data analysis") AND ("SMEs" OR "small and medium enterprise") AND ("business processes" OR "marketing process" OR "sales process") AND ("saas"))	36
Total		46

Fonte: Elaborado pelo autor, 2021.

Observou-se um número reduzido de publicações com as principais palavras-chave da presente pesquisa, o que pode ser considerado um indício de que poucos estudos foram publicados com temas relacionados a análise de dados em PME's que comercializam produtos *SaaS*, com foco em mudança organizacional, mudança de processos, principalmente *marketing* e vendas.

Esta pesquisa pretende através de um estudo de caso, mapeando-se os processos de *marketing* e vendas de uma empresa prestadora de serviços *SaaS*, propor, via uma abordagem sistemática, um ajuste nos processos organizacionais com o objetivo de introduzir os recursos de análise de dados com *Big Data* como elemento essencial na operacionalidade de pequenas empresas com as características do caso estudado.

1.7 CONTRIBUIÇÃO DA TESE PARA O PROGRAMA DE PESQUISA

A presente proposta de pesquisa acadêmica está em consonância com a linha de estudos e publicações do LabGES - Laboratório de Tecnologias de Gestão, do Programa de Pós-

graduação em Administração da Universidade Estadual de Santa Catarina - UDESC. De fato, este grupo atua em pesquisa científica e desenvolvimento tecnológico na área de organizações e tecnologias de gestão em organizações intensivas em TIC's (Tecnologia da Informação e Comunicação) através da utilização de abordagem multidisciplinar para aplicar TIC's (*Big Data & Analytics*, *Crowdsensing*, Internet das coisas, *e-commerce*, *m-commerce*) na gestão das organizações modernas e em cidades inteligentes.

O grupo de pesquisa também tem interesse em estudos acerca da competitividade de empreendimentos inovadores utilizando *Big Data* e coleta e análise de dados de forma cooperada e colaborativa para o entendimento de problemas urbanos. Além disso, temas como estatística multivariada e teoria da resposta ao item aplicada a *Big Data*, *e-commerce* e *m-commerce* e aplicação de métodos e técnicas da engenharia e gestão do conhecimento em projetos de transformação digital são considerados objetos de interesse. Em linhas gerais, interessa aos pesquisadores do LabGES analisar a aplicação e impactos das tecnologias computacionais nas organizações com o objetivo prático de desenvolver modelos de referência para a gestão organizacional.

O presente trabalho acadêmico tem como objetivo contribuir com os trabalhos do grupo pesquisa LabGES ao:

- a) Auxiliar a estruturar e direcionar uma linha de pesquisas em análise de dados, tema que incita muita produção científica em face das abordagens revolucionárias baseadas em novas tecnologias que se encontram em constante evolução;
- b) Conectar o grupo no contexto empresarial das PME's com o próprio modelo de referência e com o potencial de desenvolver um modelo de maturidade que possa ser disponibilizado para acesso em portal específico;
- c) Produzir *insights* e artefatos para aplicar no curso de graduação onde as disciplinas de análise de dados foram recentemente priorizadas.

A originalidade reside na proposição realizada que se conecta profundamente com a estratégia de inovação de desenvolvimento de produtos de pequenas empresas de base tecnológica *SaaS*, ou seja, a replicação de casos de sucesso. É comum que pequenas empresas desenvolvam produtos sob medida, na forma de prestação de serviços específicos para determinados clientes e utilizem esta jornada como forma de financiamento do processo de inovação. Assim, o aprendizado com determinado cliente pode ser “empacotado” e transformar-se em um serviço que deriva receita recorrente. O desafio é encontrar no mercado outros potenciais clientes que tenham as mesmas características e necessidades do cliente pioneiro. A aplicação de tecnologias de análise de dados pode ajudar nesta tarefa, conforme proposto no

estudo de caso desta pesquisa que pode ser modelo de referência para outras organizações, e contribuindo para a originalidade deste trabalho.

1.8 ESTRUTURA DA TESE

Esta tese está dividida em seis capítulos, o primeiro corresponde a esta introdução, na qual foram apresentados os principais fundamentos que embasam a elaboração deste documento, bem como as razões para o desenvolvimento do estudo acerca do tema proposto.

O segundo capítulo apresenta a fundamentação teórica utilizada como referência para esta pesquisa, com o objetivo de apresentar ao leitor os conceitos fundamentais relacionados ao tema proposto, visando uma melhor compreensão acerca do presente trabalho.

O terceiro capítulo apresenta a metodologia da ciência adotada pelo presente estudo, compreendendo os procedimentos adotados para consecução dos objetivos propostos.

Na sequência, o quarto capítulo apresenta uma revisão sistemática do tema, contemplando os principais aspectos relacionados com os assuntos tratados, autores, lacunas na literatura e divergências de conceitos são explorados.

O quinto capítulo faz a apresentação de um estudo de caso, considerando a aplicação dos conceitos prévios em uma organização real. Em seguida, uma proposta de ajuste nos processos organizacionais com base no estudo teórico preliminarmente apresentado com a prática vivenciada na organização objeto do estudo de caso. Em seguida, uma proposta de ajustes nos processos organizacionais é apresentada, seguido de uma comparação entre o modelo teórico e a prática vivenciada na percepção dos gestores da organização. Uma proposta de um roteiro para revisão dos processos organizacionais é apresentada.

Por fim, o sexto capítulo é destinado às considerações finais da tese, no qual são apresentadas as conclusões extraídas a partir do estudo, considerações sobre a aplicação dos resultados, limitações e sugestões para trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo contém os conceitos fundamentais para melhor entendimento do presente trabalho científico. Iniciou-se com a conceituação da análise de dados no contexto da Administração. Na sequência, destacou-se os conceitos de *Business Intelligence*, *Big Data* e *Big Data & Analytics*, seguidos da análise de dados como processo de negócio, os tipos de análises de dados e as etapas de uma análise de dados. Em seguida, apresentou-se os conceitos de computação em nuvem, *software* como serviço (*SaaS*) e o panorama das empresas catarinenses que ofertam produtos *SaaS*.

2.1 ANÁLISE DE DADOS NA CIÊNCIA DA ADMINISTRAÇÃO

Desde o século XIX, as empresas têm usado a análise de dados para medir a eficiência e a produtividade. A abordagem científica da administração de Frederick Winslow Taylor, que visava maximizar a eficiência no trabalho por meio da medição de todos os processos e da análise de dados, foi um dos principais expoentes desta fase.

O advento da tecnologia da informação na década de 1950 mudou drasticamente a forma como as empresas coletam, armazenam e analisam dados (Kimball, 1996). Com a chegada dos computadores, as empresas começaram a coletar e analisar dados de forma mais sistemática e rápida. Desde o início dos tempos na era da informática, os homens se perguntam se um computador seria capaz de pensar como um ser humano. Autores como Karel Čapek previu robôs na década de 1920 e cientistas, incluindo Alan Turing, estavam lidando com essa questão na década de 1950. Termos como “máquinas pensantes” e “inteligência artificial” foram mais longe nessa trilha levando a sistemas especialistas, por exemplo, na área médica. Mas, ao mesmo tempo, uma abordagem mais prosaica evoluiu da Segunda Guerra Mundial. Cientistas da RAND Corporation, como George Dantzig, começaram a usar computadores com o propósito de otimização e planejamento. As décadas de 1950 e 1960 foram a era do planejamento, quando a administração foi reduzida a um planejamento cuidadoso e à execução de planos. Mintzberg (1994) descreveu lucidamente o fim da era do planejamento durante a Guerra do Vietnã, quando logo ficou claro que a gestão estratégica deveria levar mais em conta outros aspectos além dos quantitativos, como contagem de corpos.

A IBM® lançou o primeiro mainframe comercial, o IBM 701, em 1952. A IBM® foi responsável por criar o conceito de Sistemas de Informações Gerenciais (SIG) que, na maioria dos casos, eram estatísticas descritivas puramente financeiras e operacionais em relatórios

estáticos. No início dos anos 1970, a administração descobriu as possibilidades dos Sistemas de Apoio à Decisão (SAD). O conceito de SAD baseado em modelos ganhou impulso como quase todos os fornecedores sérios da IBM ganharam um forte impulso. A empresa Comshare® foi pioneira em adotar SAD suportando não apenas dados estruturados, mas também semiestruturados e não estruturados. No entanto, os modelos de SAD permaneceram com uma abordagem de cima para baixo, tornando-se inflexíveis, caros e pouco intuitivos (Brijs, 2013).

Os mainframes permitiam que as empresas armazenassem grandes quantidades de dados e os analisassem rapidamente. Durante esta fase, surgiram as primeiras ferramentas de análise de dados, como o *software* de planilha eletrônica VisiCalc®, lançado em 1979. Na década de 1990, surgiram as primeiras soluções de inteligência de negócios. Estas soluções permitiam que as empresas fizessem análises mais avançadas, como análise preditiva e mineração de dados. A MicroStrategy® foi uma das primeiras empresas a oferecer uma solução de inteligência de negócios em 1989. A partir daí, muitas outras empresas começaram a oferecer soluções de inteligência de negócios, incluindo a *Business Objects*®, que foi adquirida pela SAP® em 2007 (Kimball; Ross, 2013).

Com o advento da internet e a popularização dos dispositivos móveis, a análise de dados e a inteligência de negócios evoluíram ainda mais. A análise de *Big Data*, que se refere ao processamento e análise de grandes conjuntos de dados, tornou-se cada vez mais importante para as empresas. A inteligência artificial também está sendo usada cada vez mais para análise de dados e tomada de decisões. A evolução dessas áreas continua até hoje e tem o potencial de transformar a forma como as empresas operam e competem em seus mercados (Inmon; Hackathorn, 1994).

A análise de dados e a inteligência de negócios evoluíram significativamente ao longo do tempo, impulsionadas pela tecnologia e pela necessidade das empresas de tomar decisões baseadas em informações. Desde a abordagem científica de Taylor até as soluções de inteligência de negócios avançadas do final do século XX, a análise de dados se tornou cada vez mais importante para as empresas. A evolução dessas áreas continua até hoje, com o destaque para os estudos nas áreas de *Big Data* e inteligência artificial.

2.2 BUSINESS INTELLIGENCE

Pode-se definir arquitetura de *Business Intelligence* (BI), de forma genérica, como um subconjunto da arquitetura geral de TI, que engloba um conjunto de sistemas, aplicativos e processos de governança em toda a empresa que permitem análises de dados sofisticadas,

permitindo que dados, conteúdo e análises sejam entregues àqueles que precisam, quando precisam (Davenport; Harris; Morison, 2007).

2.3 BIG DATA

O termo *Big Data* tem sido amplamente utilizado desde 2011. Trata-se de um conjunto de dados que são muito grandes para serem armazenados, processados e analisados usando métodos tradicionais de inteligência de negócios. O *Big Data* é comumente associado a *petabytes* de dados, em vez de quantidades menores. Em 2013, foi declarado que 90% dos dados mundiais haviam sido criados nos últimos dois anos. A criação de dados continuou a crescer com 2 *exabytes* de dados criados a cada dia. Estima-se que a quantidade de dados criados, capturados e replicados para o ano de 2025 seja equivalente a 175 *zettabytes*. As grandes quantidades de dados gerados diariamente podem ser atribuídas, em parte, ao crescente número de dispositivos inteligentes e mídias sociais (Marr, 2015).

Em geral, o *Big Data* pode ser definido como um termo usado para descrever uma ampla gama de tecnologias que capturam, armazenam, transformam e analisam conjuntos de dados complexos que podem ser de alto volume, gerados em alta velocidade em uma variedade de formatos (Pence, 2015).

De fato, o *Big Data* é gerado a partir de uma série de fontes de dados. Algumas destas fontes são relativamente novas, como dados de redes sociais. Os dados podem ser categorizados em três grupos: dados gerados por máquinas que se originam de redes de computadores, sensores, satélites entre outros dispositivos, dados gerados pelo homem na forma de dados de identificação e conteúdo de mídia social e dados gerados por negócios na forma de dados transacionais, corporativos e governamentais. Com relação ao primeiro grupo, destacam-se dispositivos inteligentes, como os *smartphones*, geralmente equipados com sensores digitais capazes de capturar dados, incluindo registros de câmeras, dados em formato de áudio, além de bússolas, giroscópios, acelerômetros e localizadores GPS (*Global Positioning System*) (Saggi; Jain, 2018).

O *Big Data* é definido por uma série de características. Existem outros atributos importantes para além da grande quantidade de dados. Os três atributos principais que o definem são “volume”, “velocidade” e “variedade”. Estes também são conhecidos como os V’s do *Big Data* (Russom, 2011).

Ao longo dos últimos anos, outros V’s foram adicionados por organizações dentro da indústria de tecnologia. A “veracidade” foi introduzida pela empresa IBM (*International Business*

Machines) para destacar o grau de confiabilidade de algumas fontes de *Big Data*. A “variabilidade” refere-se ao volume de dados que é gerado em determinado período. Um exemplo de variabilidade pode ser encontrado no Twitter. Um determinado tópico pode gerar um volume relevante de dados, com milhares ou milhões de tweets gerados, enquanto em outros momentos, o mesmo tópico pode ter um número muito menor de tweets. Por sua vez, o termo “valor” foi adicionado pela Oracle, ao argumentar que os dados não têm uso até que seu valor seja descoberto. O processo de descoberta de valor pode envolver analistas e outros usuários de negócios fazendo perguntas, encontrando padrões, fazendo suposições e prevendo comportamentos. Outros V’s foram adicionados, incluindo “viabilidade”, “visualização” e “volatilidade”. Atualmente, esta lista de V’s já ultrapassa 50 definições, porém, nenhum dos V’s adicionais parecem ser usados tão consistentemente quanto os três V’s (Khan *et al.*, 2019).

2.4 BIG DATA & ANALYTICS

O termo *Big Data & Analytics* (BD&A) indica o processo de extração de *insights* a partir de uma ou mais fontes de dados, através de uma variedade de ferramentas e técnicas de *software*, não alcançáveis através de soluções tradicionais. Este processo pode ser categorizado por três elementos: os dados analisados e suas características definidoras; os procedimentos analíticos, ferramentas e técnicas aplicados ao conjunto de dados e a apresentação dos resultados da análise de dados. Em outras palavras, um processo de BD&A pode ser definido uma nova geração de tecnologias e arquiteturas, projetada para extrair economicamente o valor de volumes muito grandes de dados, permitindo captura, descoberta e/ou análise de alta velocidade (Mikalef *et al.*, 2019).

A análise de dados inclui o uso de modelos, fórmulas e algoritmos para configurar o conjunto de regras ou instruções elaboradas para resolver problemas de negócios e muitas vezes é subdividida em quatro dimensões: descritiva, diagnóstica, preditiva e prescritiva (Fleckenstein; Fellows, 2018). Contribui para a análise do BD&A, melhorando a compreensão dos padrões de desempenho e a preparação de análises de tendências, de forma a possibilitar a projeção de previsões e potenciais riscos e resultados futuros, além da identificação e adoção das melhores estratégias, de forma a otimizar os objetivos, maximizando oportunidades e potencialidades ou minimizando riscos e fraquezas (Appelbaum *et al.*, 2017; Duan; Cao; Edwards, 2020).

A adoção BD&A está aumentando anualmente. O principal valor das plataformas de BD&A é acelerar o tempo necessário para tomar decisões, oferecendo às organizações

vantagem competitiva (Wielki, 2013). Existem muitos benefícios relacionados à projetos de BD&A, com objetivos distintos, tais como para melhorar a satisfação do cliente, gerenciar o risco da cadeia de suprimentos, gerar inteligência competitiva, fornecer *insights* de negócios em tempo real para ajudar a tomar decisões importantes, otimizar preços, prever tendências de vendas, calcular probabilidades de inadimplência, detectar fraudes entre outras aplicações (Ram; Zhang; Konorios, 2016).

Um estudo de empresas francesas de médio e grande porte observou que 38% da amostra de 200 empresas que adotaram tecnologias de BD&A relataram uma variedade de benefícios alcançados. Alguns dos benefícios mais reconhecidos desta pesquisa são considerados de alto impacto, incluindo maior produtividade, redução de custos operacionais, fornecimento de melhores produtos e serviços, maior grau de alinhamento da área de tecnologia com a estratégia de negócios, expansão das capacidades da empresa (por exemplo, novas habilidades adquiridas pelo time responsável por apoiar a adoção de tecnologias de BD&A), melhor gerenciamento de dados, iniciativas de facilitação de acesso a dados e utilização de dados em formatos mais utilizáveis (Raguseo, 2018).

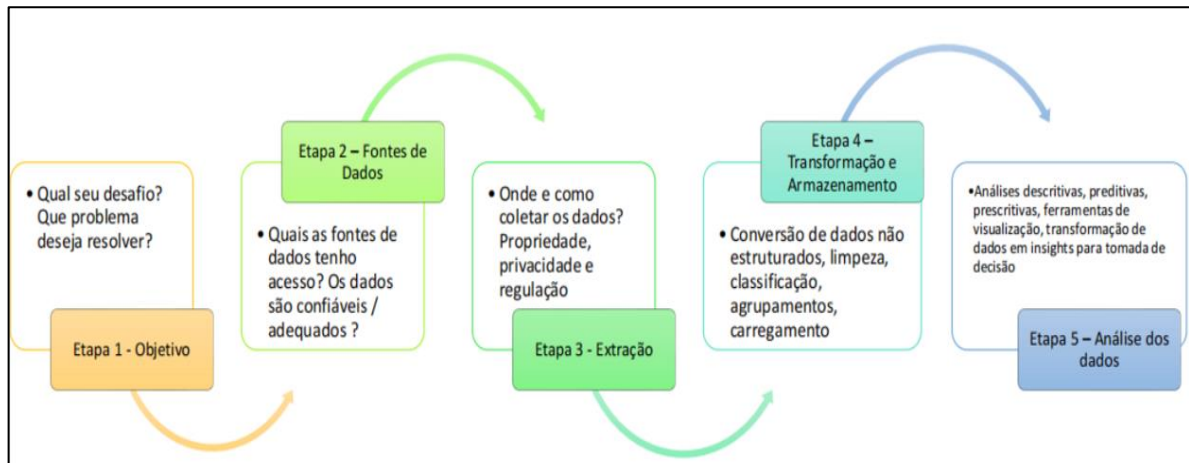
Através da implementação de projetos BD&A, os gestores podem tomar decisões melhores de forma proativa. Máquinas e equipamentos podem ser monitorados digitalmente, e a análise dos dados gerados pode ser utilizada para antecipar problemas. Os gestores podem implementar programas de gerenciamento de trabalho baseados em análise de dados, utilizando manutenção preditiva para reparar equipamentos vitais antes que eles quebrem, reduzindo o tempo de inatividade e aumentando a produção. Por exemplo, um estudo da empresa Kimberlite em empresas francesas do setor de petróleo e gás revelou que um conjunto de empresas que utilizaram uma abordagem preditiva e orientada por dados para manutenção preditiva obtiveram uma redução de 36% em relação ao tempo de inatividade não planejada, comparadas às empresas que utilizaram uma abordagem reativa. Esta ação resultou em uma economia na ordem de US\$ 17 milhões anuais (Mathew, 2019).

2.5 ANÁLISE DE DADOS COMO DE PROCESSO DE NEGÓCIO

A abordagem sistema do estudo de caso implica em entender a análise de dados com um conjunto de processos de negócio pois isso permitirá avaliar como a organização estudada realiza tais atividades.

Os processos que envolvem a análise de dados são a identificação do problema e oportunidades, identificação das fontes de dados, extração dos dados, transformação e limpeza e, por fim, a análise e interpretação dos resultados obtidos (Figura 2).

Figura 2 - Os processos que envolvem a análise de dados



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Faz-se necessário detalhar cada etapa individualmente.

2.5.1 Identificação do problema e de oportunidades

Um dos principais desafios que as organizações enfrentam com respeito ao *Big Data* é a identificação de onde e como começar a analisar os dados (Schmarzo, 2013). É preciso compreender a fundo a necessidade que deve ser atendida e até que ponto aquele desafio faz sentido para a empresa e o impacto que esta trará na operação da organização. Deve-se refletir também se este é um problema a ser solucionado a partir da análise de dados (há casos em que não há dados suficientes que possam ser tratados). É nesta etapa que a criatividade do analista de dados exerce um grande papel. A ciência dos dados tem algumas coisas a dizer, mas geralmente a chave para o grande sucesso é a formulação criativa do problema a partir de algum analista com relação a como lançar o problema em um ou mais desafios de análise de dados. O alto nível de conhecimento dos fundamentos auxilia os analistas a enxergarem novas formulações (Provost; Fawcett, 2013).

2.5.2 Identificação de fontes de dados

A partir da definição do problema ou oportunidade faz-se necessário identificar fontes de dados, públicas ou privadas, disponibilidade, custos e processo de obtenção, como também características técnicas de formatação dos dados, regras dos programas de automação do acesso a tais fontes de dados. Normalmente os dados necessários ao estudo de um problema não estão disponíveis em uma única fonte ou arquivo e tão pouco em formato adequado para processamento desejado. Portanto, um esforço para identificação das fontes de dados e sua viabilidade de obtenção se faz necessário.

2.5.3 Extração dos dados

Como se sabe, a qualidade dos dados muitas vezes gera vieses indesejados na análise, devendo haver uma preocupação perene em todas as etapas da análise de dados, a começar pela extração. Extrair envolve a seleção de dados de fontes apropriadas, com dados geralmente disponíveis num formato plano tais como os *.CSV (valores separados por vírgulas), Excel (*.XLS) ou até mesmo *.TXT (Bansal; Kagemann, 2015). Há também a possibilidade de extrair dados diretamente de páginas da internet ou de documentos em formato .PDF, numa técnica denominada *web scrapping*. Esta técnica consiste numa extração automática (em vez de manual) de informações online. Utiliza informações significativas a partir do HTML destes sites, que por sua vez são armazenados em uma base de dados local ou planilha de dados. É desenvolvido a partir de programas focados nesse propósito, sendo elaborados tanto para sites em específicos (contendo um formato específico de dados), como também em formatos que conseguem obter dados de quaisquer *websites* (Singrodia; Mitra; Paul, 2019).

2.5.4 Transformação e limpeza

Na sequência das etapas da análise de dados, a que trata da transformação é voltada para a adequação e limpeza dos dados, que por sua vez não chegam para a análise totalmente preparados para posteriores atividades. Dados sujos possuem grande impacto nas receitas das organizações, devendo ser investido o tempo que for necessário para que estejam prontos para as próximas etapas. Conforme exposto por Bansal e Kagemann (2015), a transformação (ou organização) envolve em conjunto a limpeza dos dados, em alguns momentos envolvendo Atividades inerentes ao processo de transformação lidam também com a normalização dos dados (utilizando uma mesma base ou sistemas de medida, por exemplo), remoção de dados duplicados, checagem de violações de integridade, bem como o agrupamento e ordenação

destes dados, para que seu acesso seja facilitado. Além disso, a etapa de transformação compreende funções customizadas, procedimentos, rotinas ou quaisquer outras abordagens técnicas necessárias. Ou seja, qualquer manipulação nos dados durante o processo ETL (extração, transformação e carregamento) é considerada transformação (Kimball; Caserta, 2004). Dessa maneira, fica evidenciada a importância de se investir na transformação e limpeza dos dados, que demanda profissionais capacitados para conduzir esse processo e capacidade computacional para analisar e tratar.

2.5.5 Análise dos dados e interpretação

A análise de dados exploratória é o processo de explorar os seus dados, o que tipicamente inclui examinar sua estrutura e componentes das suas bases de dados, as distribuições das variáveis individuais e o relacionamento entre duas ou mais variáveis (Graham, 2012). Além disso, Sivarajah, Irani e Jones (2017) e Coleman *et al.* (2016) elencaram os principais tipos de análise possíveis para esta etapa, a saber: Descritiva; Inquisitiva; Preditiva; Prescritiva; Preventiva; Exploratória; Inferencial; Causal e Mecanicista.

Um tipo de análise de dados que é muito aplicado ciência de dados é a análise preditiva. Este modelo foi construído a partir da análise inferencial. O objetivo é aprender sobre o relacionamento entre as variáveis a partir de uma base de dados de treinamento e, a partir de então, construir um modelo estatístico que possa prever valores de atributos para novos, incompletos e futuros dados (Coleman *et al.*, 2016). Após a análise, a etapa posterior é a da interpretação. Graham (2012) propôs uma *check list* contendo os princípios envolvendo a interpretação pós-análise de dados, a saber: (1) revise a questão original que motivou a análise, (2) comece com o modelo estatístico primário a fim de conseguir orientação e foco na natureza do resultado, (3) desenvolva uma interpretação geral baseada tanto na totalidade das suas análises como também no contexto do que já é conhecido sobre o assunto em questão e (4) considere as implicações do seu trabalho a partir dos resultados.

Não seria possível mapear e propor ajustes no processo de negócio de uma organização para introduzir a análise de dados com *Big Data* sem antes entender quais são as suas etapas (processos de negócio - subetapas), conforme foi realizado neste capítulo.

2.6 TOMADA DE DECISÃO E GOVERNANÇA DE DADOS

De acordo com Jha, Sanjay e O'brien, (2016, p. 4), as organizações são constantemente desafiadas a cumprir objetivos e metas. Porém alguns fatores são considerados complicadores e são decorrentes de:

- a) Tomar decisões no momento certo;
- b) Intensa ameaça da concorrência;
- c) Dependências de recursos para entregar os produtos no momento certo;
- d) Envelhecimento da força de trabalho com planos ineficazes para transferir conhecimento para a geração mais jovem;
- e) Requisitos regulamentares mais rigorosos;
- f) Mudanças nas condições econômicas;
- g) Preocupações ambientais crescentes.

Visando cumprir objetivos organizacionais, o advento da análise de dados implica uma oportunidade para gerenciar os recursos analíticos necessários para extrair *insights* que podem conduzir a melhores decisões na gestão de negócios (Chen, Chiang, Storey, 2012; Kitchens; Dobolyi; Abbasi, 2018; Seddon *et al.*, 2017). Isso tem o potencial de mudar a forma como as empresas competem por meio de uma melhor compreensão do processamento e da exploração de grandes quantidades de dados provenientes de diferentes fontes externas e processos internos (Ferraris *et al.*, 2019).

Porém, a infraestrutura de tecnologia da informação desatualizada, a complexidade e o caos inerentes ao processo de análise de dados, o gerenciamento do processo, a qualidade e a segurança de dados, a falta de habilidades de ciência de dados nas organizações, as preocupações com a privacidade e as culturas organizacionais que não conduzem a operações orientadas a dados ou à tomada de decisão baseada em dados são as principais barreiras para a implementação eficaz de estratégias de análise de dados. É necessário criar uma visão organizacional clara relacionada para adotar projetos de análise de dados, mas, se a alta administração não valorizar a tomada de decisão orientada por dados, seu comportamento afetará os padrões de decisão em todos os níveis da organização. Isso denota a relevância de uma gestão estratégica baseada em dados (Alharthi; Krotov; Bowman, 2017, Tabesh; Mousavidin; Hasani, 2019).

Para que possam equilibrar a criação de valor e a exposição ao risco e alcançar a coordenação eficaz necessária para ter sucesso e manter a vantagem competitiva, as organizações precisam de um programa de governança de dados (Coyne; Coyne; Walker, 2018). No entanto, o desenvolvimento de mecanismos e políticas de governança e administração de dados (AD) é um dos desafios organizacionais contemporâneos mais complexos (Khatri; Brown, 2010).

Apesar da importância do tema e da existência de diversos estudos conceituais, as pesquisas empíricas sobre governança e gestão de dados são escassas e fragmentadas, (Abraham; Schneider; Vom Brocke, 2019). A pesquisa empírica existente sobre administração de dados aborda a questão de uma forma exploratória por meio de pesquisa qualitativa (Nokkala; Salmela; Toivonen, 2019). Expressões como governança de dados, gerenciamento de dados e administração de dados às vezes são usadas de forma intercambiável, embora sejam elementos separados. As expressões governança de dados, gerenciamento de dados e administração de dados são geralmente usadas como sinônimos, mas, embora sejam interdependentes, são conceitos distintos (Koltay, 2016).

A governança de dados refere-se à estruturação de políticas de gerenciamento de dados para garantir a qualidade, padronização e segurança dos dados, incluindo a análise de como as informações são distribuídas e administradas, bem como a definição das estruturas organizacionais e dos agentes responsáveis pela gestão de todo o ciclo de vida dos dados (Khatri; Brown, 2010; Nielsen, 2017; Harrison *et al.*, 2019). Trata-se de uma estrutura de gerenciamento de dados multifuncional como um ativo estratégico da organização e direitos e responsabilidades de tomada de decisão, formalizando políticas, padrões e procedimentos, e monitorando a conformidade de dados (Abraham; Schneider; Vom Brocke, 2019).

A administração de dados denota a responsabilidade dos administradores para com os dados, no que se refere à forma como eles cuidam de seus dados, a fim de garantir que o trabalho seja realizado de acordo com as políticas e práticas estabelecidas pela governança e que os dados sejam precisos, acessíveis, utilizáveis e atuais (Koltay, 2016). É um conjunto de métodos de gestão de dados que abrange aquisição, armazenamento, integração e procedimentos de manutenção, distribuição e utilização, cujo objetivo é garantir exatidão, validade, qualidade, segurança, gestão e retenção de dados (Nokkala; Salmela; Toivonen, 2019).

Já o termo gerenciamento de dados tem como objetivo garantir que as informações mais importantes para a organização sejam bem definidas. Diz respeito a como os dados são coletados, armazenados, transformados, distribuídos e consumidos em toda a organização ao longo de seu ciclo de vida, e isso inclui as regras que padronizam formatos estruturados, como bancos de dados e sistemas de arquivamento, sistemas de integração de dados e processos de gerenciamento que os consomem (Fleckenstein; Fellows, 2018). O gerenciamento de dados consiste nos processos necessários para gerenciar todo o seu ciclo de vida – aquisição, pré-processamento e tratamento, distribuição, exclusão e descarte (Côrte-Real *et al.*, 2019). Conjunto de processos que inclui governança de dados, armazenamento de dados e documentos e gerenciamento de arquitetura, qualidade e segurança de dados e desenvolvimento de dados

por meio de *Business Intelligence / Analytics* (Surbakti *et al.*, 2020). Já a administração de dados, como guardião da governança de dados, desempenha um papel essencial na implementação de BA (Harrison *et al.*, 2019).

2.7 IMPACTOS DO BIG DATA NAS ORGANIZAÇÕES

Tradicionalmente, as organizações usam apenas dados internos para a tomada de decisões. No entanto, as melhorias de desempenho no *hardware* e o surgimento de novas tecnologias mostraram um crescimento explosivo nos tipos de dados e informações disponíveis. O uso de sensores e dispositivos inteligentes está se expandindo, e dados mais detalhados sobre pessoas e objetos estão se tornando mais fáceis de consultar. As mídias sociais estão desempenhando um papel vital na disseminação de informações. Muitas organizações estão adotando as mídias sociais para comercializar seus produtos. As mídias sociais ainda permitem que as organizações vendam produtos além de seus sites e no Facebook ou Twitter, uma revolução para o comércio eletrônico. As mídias sociais são uma ferramenta cada vez mais poderosa e produz valor a curto e longo prazo para as empresas. As mídias sociais atualmente desempenham um papel relevante nos estágios do ciclo de vida do cliente. Quando um cliente está feliz ou insatisfeito com um produto ou empresa, ele não apenas conta mais a seus amigos, ele diz ao mundo (Jha; Sanjay; O'brien, 2016).

De acordo com Jah, Sanjay e O'brien (2016, p. 17), o *Big Data* representa uma mudança fundamental na tomada de decisões de negócios. Atualmente, as organizações, além de analisarem cada vez mais dados internos, tais como vendas e estoque, estão cada vez mais implementando projetos para a análise de dados externos, com o objetivo primordial de obter novos *insights* sobre clientes, demandas, necessidades, mercados, cadeia de suprimentos e suas operações. As fontes de dados internas são úteis para resolver uma série de problemas de negócios, mas ao trabalhar isoladamente e aplicar análises apenas a dados internos, pode melhorar os processos e produtos existentes que estão a caminho de se tornarem obsoletos ou não lucrativos. Dados de diferentes fontes são necessários. No entanto, o acúmulo de dados de fontes externas ou internas aumenta o custo e as responsabilidades potenciais. Os dados transacionais revelam informações passadas e podem ou não ter qualquer influência sobre informações futuras. Isso pode ser resolvido analisando dados de mídia social. Embora a análise de mídia social possa fornecer muitos *insights* úteis, estes se mostraram em grande parte insatisfatórios quando usados como única fonte de análise, porque os dados são muitas vezes incompletos e revelam principalmente correlação em vez de causalidade.

Ainda segundo Jah, Sanjay e O'brien (2016, p. 24), escolher a fonte de "dados certos" para a tomada de decisões é um desafio-chave. Não se trata apenas de adicionar mais dados, mas de entender quais fontes de dados serão mais relevantes ou mais adequadas para cada análise. Os cientistas de dados precisam primeiro identificar quais variáveis adicionais poderiam refinar ou melhorar o resultado analítico. Entender que tipo de dados são necessários para a análise ajudará a localizar e escolher as fontes de dados "certas". Desta forma, o termo *Big Data* tem se tornado um tema cada vez mais relevante em termos organizacionais, na medida em que envolve discussões relacionadas à aspectos tais como conformidade, auditoria interna e gerenciamento de riscos, por exemplo. Dados e processos são os componentes vitais para a tomada de decisões das organizações

Porém, a escassez de especialistas em dados é um obstáculo relevante colocar o *Big Data* para funcionar de forma eficaz para a tomada de decisão. A maioria dos sistemas legados foi desenvolvida sem conexão com os processos e os modelos de dados podem não estar padronizados. A organização exige que os sistemas modernizados usem modelos lógicos de dados para representar os requisitos de dados. À medida que as organizações crescem, seja organicamente ou através de fusões e aquisições, elas se expandem em muitas direções, propiciando o surgimento de dados duplicados (Jha; Sanjay; O'brien, 2016).

Apesar dos obstáculos, a análise de *Big Data* está focada em transformar grandes quantidades de dados em informações úteis. As análises que usam *Big Data* são necessárias para suportar processos operacionais críticos de uma empresa. Os processos de negócios geram informações. Processos de negócios inteligentes precisam de *Big Data* para fornecer vantagem competitiva. As organizações querem tomar boas decisões. Boas decisões exigem dados de várias fontes diferentes. Acessar estes dados é o primeiro passo crítico para tomar boas decisões (Jha; Sanjay; O'brien, 2016).

2.8 COMPUTAÇÃO EM NUVEM

A proposta básica da computação em nuvem é que a provisão de recursos computacionais seja de responsabilidade de empresas especializadas ou que seja abstraído o fornecimento dos mesmos em níveis que apenas especialistas venham se preocupar em gerenciá-los e mantê-los, e ainda que os mesmos sejam disponibilizados como serviços. Em outras palavras, esta proposta é extremamente desafiadora porque representa uma grande quebra de paradigma, visto que até muito pouco tempo atrás, empresas e pessoas físicas utilizavam exclusivamente os recursos computacionais de forma proprietária, ou seja, os donos

e são responsáveis pela gestão, manutenção e atualização dos recursos computacionais que dispõem (Carr, 2008).

2.9 SOFTWARE COMO SERVIÇO

Segundo o *Information Technology Laboratory* (2016), uma vez que a computação em nuvem é um modelo que permite de forma conveniente o acesso à rede sob demanda para um conjunto compartilhado de recursos de computação configuráveis (por exemplo, redes, servidores, armazenamento, aplicativos e serviços) que podem ser rapidamente provisionados e lançados com o mínimo de esforço de gestão ou a interação de um prestador de serviços, temos três modelos de serviço disponíveis: o *software* como serviço (*Software as a Service - SaaS*), a plataforma como serviço (*Platform as a Service - PaaS*) e a infraestrutura com serviço (*Infrastructure as a Service - IaaS*).

Software como Serviço (*SaaS*) é um modelo de distribuição e fabricação de *software* em que os aplicativos são feitos buscando uma única solução para que todos os clientes possam utilizar (há alguns casos em que o cliente necessite de uma customização, o mesmo deve pagar por isso) e os dados armazenados pelo próprio fabricante, sendo colocados à disposição dos usuários muitas vezes em uma rede (nuvem) na Internet. Quem vai determinar o modelo não é necessariamente a tecnologia utilizada. O *software* utilizado pode ser totalmente *web* ou pode ter alguma instalação local. A característica principal é a não aquisição das licenças, mas sim pagar pelo uso como um “serviço” e a responsabilidade do fornecedor pela disponibilização do sistema em ambiente de produção.

2.9.1 Software como serviço em Santa Catarina

O mercado de *SaaS* é um dos setores mais promissores e em crescimento em todo o mundo, e isso não é diferente em Santa Catarina. As empresas de *software SaaS* fornecem *software* baseado em nuvem, que é acessível através da internet, e isso proporciona às empresas uma forma mais eficiente e econômica de gerenciar seus negócios. Nesse contexto, as pequenas e médias empresas (PME's) em Santa Catarina têm se beneficiado significativamente do uso de *software SaaS* (Sebrae, 2021).

Segundo dados do SEBRAE (2021), existem cerca de 215 mil pequenas e médias empresas em Santa Catarina, o que representa mais de 98% de todas as empresas registradas no estado. Estima-se que cerca de 30% dessas empresas usem algum tipo de *software* de gestão ou

automação de processos, e é esperado que esse número aumente significativamente nos próximos anos, à medida que mais empresas adotem tecnologias de *software SaaS*.

Ainda de acordo com o SEBRAE (2021), o mercado de *software SaaS* de PME's em Santa Catarina tem crescido rapidamente nos últimos anos. De acordo com um relatório da empresa de pesquisa de mercado IBISWorld, o mercado de *software SaaS* no Brasil deve crescer a uma taxa anual de cerca de 9% a partir de 2024. Em Santa Catarina, muitas empresas locais estão se destacando nesse setor, como a Resultados Digitais, a ContaAzul e a Agendor. Além disso, o faturamento dessas empresas também tem crescido significativamente. A Resultados Digitais, por exemplo, teve um faturamento de cerca de R\$ 100 milhões em 2019, enquanto a ContaAzul atingiu a marca de R\$ 53 milhões no mesmo ano. Estas e outras empresas catarinenses têm empregado centenas de pessoas em cargos de desenvolvimento de *software*, *marketing*, vendas entre outras ocupações. Isso não só traz benefícios econômicos para a região, mas também aumenta a oferta de empregos qualificados e melhora a qualidade de vida dos trabalhadores. Esses números demonstram o potencial do mercado de *software SaaS* para PME's em Santa Catarina e sua importância para a economia local. Em resumo, o mercado de *software SaaS* de PME's em Santa Catarina tem crescido rapidamente nos últimos anos, trazendo benefícios econômicos, criação de empregos e melhorias na eficiência e na gestão de negócios locais. É um setor em constante evolução e com um potencial significativo de crescimento futuro, e isso pode trazer ainda mais oportunidades para as empresas e trabalhadores de Santa Catarina (Sebrae, 2021).

2.10 MODELAGEM DE PROCESSOS DE NEGÓCIOS EM PME'S

É importante introduzir o conceito de modelagem de processos de negócio pois reserva-se papel importante para as técnicas envolvidas na metodologia desta pesquisa pois procura-se entender e propor ajustes no funcionamento da organização estudada para aproveitar as vantagens da análise de dados em seu negócio.

A competitividade de cada organização decorre da competitividade de seus processos de negócios. De acordo com o objetivo de cada negócio, os gestores da organização devem planejar, organizar, liderar e controlar seus processos de negócios. Os processos de negócio impactam, positivamente ou negativamente, o desempenho da organização. Esta abordagem é denominada de BPM (*Business Process Management*) ou Gerenciamento de Processos de Negócio, sendo, portanto, uma área complexa e influenciada por uma série de fatores (Gošnik; Stubelj, 2021).

Em outras palavras, BPM pode ser definido como um conjunto de diferentes práticas gerenciais e abordagens para otimização do negócio de forma a tornarem a organização mais competitiva (NIEHAVES *et al.*, 2014). Os processos de negócios devem estar conectados com os objetivos organizacionais, de forma a oferecer benefícios para clientes e outros grupos envolvidos com a organização. Porém, é necessário ter critérios claramente definidos para medir o efeito do BPM no desempenho da empresa (Thennakoon *et al.*, 2018).

O BPM permite que uma empresa alinhe as práticas de negócios com os objetivos estratégicos e aumente o desempenho dos negócios. Obstáculos são removidos e a organização acaba conquistando um melhor posicionamento na busca por satisfazer todas as partes interessadas: clientes, proprietários e funcionários (Jha; Sanjay; O'brien, 2016).

Ainda de acordo com Jha, Sanjay e O'brien (2016, p. 5), uma prática organizacional comum é o *Business Process Reengineering* (BPR), ou Reengenharia de Processos de Negócio, que compreende a análise e redesenho do fluxo de trabalho das empresas. A BPR envolve o redesenho dos principais processos de negócios para alcançar melhorias substanciais na produtividade, prazos e qualidade. Usando o BPR, as empresas começam com uma folha de papel em branco e repensam os processos existentes para entregar mais valor ao cliente. Eles normalmente adotam um novo sistema de valor que coloca maior ênfase nas necessidades do cliente. Primeiro, eles redesenham as organizações funcionais em equipes multifuncionais. Em segundo lugar, eles usam a tecnologia para melhorar a disseminação de dados e a tomada de decisões. A implementação de BPR geralmente é dividida em etapas com vistas a:

- a) Reorientar os valores da empresa para as necessidades dos clientes;
- b) Redesenhar os principais processos, muitas vezes usando a tecnologia da informação para permitir melhorias;
- c) Reorganizar o negócio em equipes multifuncionais com responsabilidade de ponta a ponta por um processo;
- d) Repensar questões relacionadas aos organizacionais;

Os principais benefícios do BPR são:

- a) Redução dos custos e tempos de ciclo de produção, eliminando atividades improdutivas e reorganizando os funcionários que as executam. A reorganização por equipes diminui a necessidade de camadas de gerenciamento, acelera os fluxos de informações e elimina os erros e o retrabalho causados por várias transferências;
- b) Melhorar a qualidade, ao reduzir a fragmentação do trabalho e estabelecer uma clara apropriação dos processos. Os trabalhadores ganham responsabilidade por sua produção e podem medir seu desempenho com base em feedback imediato.

Os processos de negócios devem ter as seguintes características:

- a) Ser o principal agente para o desenvolvimento das competências essenciais da organização;
- b) Impactar significativamente e positivamente os clientes;
- c) Ser flexível e adaptável às mudanças (por exemplo, perda de participação de mercado);
- d) Contribuir para a visão e objetivos organizacionais;
- e) O nível de riscos para os processos deve ser aceitável;
- f) Devem ter definições claras sobre as interrelações com outras funções organizacionais.

Ainda segundo Jha, Sanjay e O'brien (2016, p. 8), ao examinar com mais critério os processos de negócios, incluindo o gerenciamento de informações contidas em documentos, as empresas podem perceber mais plenamente os benefícios da análise de *Big Data* e da tomada de decisões orientada por dados. Porém, tradicionalmente, o foco do fluxo de informações é concentrado apenas nos processos de negócios, como, por exemplo, tornar o gerenciamento de contratos mais eficiente. Um ponto de atenção refere-se ao risco do uso de *Big Data* ser negligenciado na medida em que informações valiosas contidas em dados não estruturados são negligenciadas.

De fato, tradicionalmente, os processos de negócios geram conjuntos de dados. Esses conjuntos de dados não incluíam fontes externas de dados, como dados de sensores, dados de mídias sociais etc. Com o advento do *Big Data*, a demanda é que os processos de negócios sejam capazes de extrair valor comercial do crescente volume de dados não estruturados ou semiestruturados. As organizações precisam identificar processos de negócios que estão usando dados não estruturados ou semiestruturados que precisam ser analisados para a tomada de decisões, como dados das caixas de *e-mail*, arquivos no formato PDF/XML, arquivos de áudio, vídeo, imagem, entre outros. Há informações comerciais valiosas contidas em documentos não estruturados que fluem através de muitos processos de negócios existentes. Essas informações valiosas de negócios precisam ser identificadas, analisadas e utilizadas para o desenvolvimento da estratégia de *Big Data*. Os processos de negócios precisam ser reprojatados para se adequarem a dados não estruturados e semiestruturados. As organizações precisam determinar os processos críticos (por exemplo, desenvolvimento de produtos, *marketing*, vendas, atendimento ao cliente) que precisam ser alterados para obter ganhos no desempenho dos negócios, tais como a melhoria da satisfação dos clientes, redução de custos de negócios, aumento da rentabilidade, aumento da capacidade de resposta às mudanças e melhoria da

qualidade da execução e tomada de decisão. Todos estes aspectos devem ser contemplados no BPR (Jha; Sanjay; O'brien, 2016).

Por fim, as organizações utilizam diversos tipos de sistemas de informação para executar processos de negócios. Melhorar os processos de negócios é fundamental para se manter competitivo no mercado atual. As organizações devem melhorar seus processos de negócios porque os clientes estão exigindo melhores produtos e serviços (Jha; Sanjay; O'brien, 2016).

2.10.1 Diagramas de fluxos de dados para mapeamento de processos

Para melhor entendimento do leitor em relação ao estudo de caso que será apresentado posteriormente, fez-se necessário introduzir o conceito de DFD - Diagrama de Fluxo de Dados, técnica utilizada para o mapeamento do estado atual dos processos da organização estudada.

De acordo com Gane e Sarson (1983, p. 5), DFD's são ferramentas utilizadas em análise estruturada de sistemas informatizados, que permitem a construção de um modelo lógico (e não físico), aos quais, por meio de técnicas gráficas, usuários, analistas e projetistas de sistemas tenham condições de formar um quadro claro e geral do sistema e como suas partes se encaixam para atender às necessidades daqueles que dele precisam. Mais especificamente, o DFD mostra as origens e destinos dos dados e, por implicação, as fronteiras dos sistemas, identificando e denominando os depósitos de dados, as funções lógicas e os grupos de elementos dos dados que ligam uma função à outra. Cada função lógica pode ser subdividida em um DFD mais detalhado. Por fim, esses documentos são capazes de descrever completamente um sistema, sendo considerada a principal ferramenta para entendimento de um sistema de qualquer complexidade.

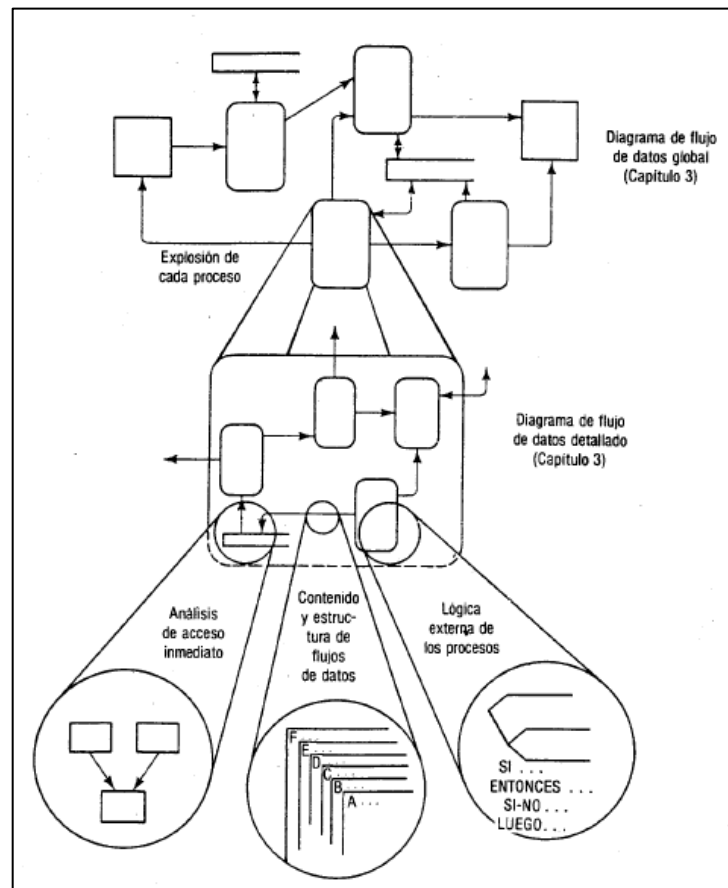
Em outras palavras, de acordo com Yourdon (1990, p. 84), o DFD é uma ferramenta de modelagem que é utilizada para descrever a transformação de entradas em saídas, consistindo em um conjunto de processos, depósitos de dados, fluxos e terminadores, a saber:

- a) Processos: são mostrados como círculos, são as funções que transformam entradas em saídas;
- b) Depósitos de dados: são mostrados por duas linhas paralelas ou por uma elipse e representam as coleções (agregados) de dados sendo, tipicamente, arquivos ou bancos de dados;
- c) Fluxos: são as conexões entre os processos (setas) e representam a informação que os processos exigem como entradas e que eles geram como saídas;

- d) Terminadores: são mostrados como retângulos e representam as entidades externas com as quais o sistema se comunica, sendo, tipicamente, indivíduos, grupos de pessoas (por exemplo, um departamento) ou organizações.

A Figura 3 representa os elementos típicos de um DFD e mostra como um processo pode ser expandido em outros DFD's, criando, desta forma, vários níveis de detalhamento. Através de interações com os integrantes da organização realiza-se o refinamento sucessivo do DFD até um nível de conhecimento e detalhamento suficiente para compreender como ocorre o funcionamento sistêmico da organização ou parte dela conforme o foco de interesse.

Figura 3 - Níveis de DFD's



Fonte: Gane e Sarson (1983).

Os elementos representados em um DFD são os processos, os arquivos ou depósito de dados, os fluxos de dados e as entidades externas ao processo estudado. Pode-se ampliar, expandir determinados processos, para conhecer os seus subprocessos.

Esta técnica possui características que são adequadas como método para o objetivo de estudo desta pesquisa quando permite modelar a situação atual em conjunto com os

profissionais que atuam nos processos de vendas e *marketing*. Além da situação atual, em um passo subsequente modela-se a situação pretendida, aplicando-se as mudanças nos processos empresariais para inserir a análise de dados. Em nova interação busca-se a contribuição dos gestores envolvidos numa comparação da situação anterior com a proposta.

2.11 MARKETING DIGITAL

Para melhor entendimento do leitor, principalmente na etapa do estudo de caso, onde foi mapeado um processo de *marketing*, fez-se necessário apresentar alguns conceitos fundamentais.

Lead é a pessoa que deixou as suas informações em um formulário de contato, demonstrando interesse em algum serviço ou produto de determinada empresa. É considerado um potencial cliente, na etapa inicial do funil de vendas.

Branding ou *brand management* é uma estratégia de gestão da marca que visa torná-la mais reconhecida pelo seu público. Trata-se de um processo disciplinado para desenvolver a conscientização e ampliar a fidelidade do cliente, ao aproveitar todas as oportunidades para expressar porque as pessoas deveriam escolher uma marca e não outra. A construção da marca é realizada de maneira estratégica, através da utilização de técnicas e recursos que buscam aumentar o valor agregado que um determinado produto obtém a partir da percepção que os consumidores têm de suas marcas. As organizações utilizam o Branding pelo desejo de liderar, pela motivação em superar a concorrência e por oferecer aos seus colaboradores as melhores ferramentas para se comunicarem com seus clientes (Wheeler, 2012). Em outras palavras, o Branding está relacionado a criar estruturas mentais que permitam ajudar o consumidor a organizar seu conhecimento sobre produtos e serviços, de forma a reconhecer que todas as marcas de uma mesma categoria não são iguais. Desta forma, a decisão de compra por parte do consumidor torna-se mais esclarecida e gera valor à organização (Kotler; Keller, 2006).

Já o ABM (*Account-Based Marketing*) é uma estratégia de *marketing* que busca superar o hiato entre a gestão de vendas tradicional e o *marketing*, ao explorar oportunidades das contas dos clientes-alvo (*key accounts*), considerando cada conta-alvo como se fosse um mercado em si para, então, atuar com todas as ferramentas de *marketing* para posicionar empresa e seus serviços com o objetivo de, em última instância, adquirir uma fatia maior dos negócios do cliente-alvo (Burgess; Munn, 2019).

Por sua vez, UX (*User Experience*) vem ganhando destaque em sua área de atuação como parte elementar na concepção de um produto, na busca por fidelizar o cliente através de

uma experiência positiva, proporcionando satisfação. Em outras palavras, UX é projetar a experiência do consumidor ao usar um produto ou serviço, considerando sua própria cultura, talento, sensibilidade, desejos, motivações e comportamento, de forma que os usuários criem boas experiências com eles (Nielsen; Loranger, 2007).

O *Outbound Marketing*, ou *marketing* tradicional, ocorre a abordagem direta por meio de uma prospecção ativa em busca dos clientes, a partir de contato direto via mensagens, *e-mails* ou telefonemas. Em geral, no *Outbound Marketing*, a empresa utiliza o modelo tradicional de *marketing* para alcançar e converter *leads* em clientes, especialmente através da replicação de casos de sucesso, ou seja, vender várias vezes com base na experiência obtida em um determinado cliente (Rancati; Codignola; Capatina, 2015).

Já o *Inbound Marketing* é o conjunto de estratégias de *marketing* que visam atrair e converter clientes usando conteúdo relevante. Diferente do *marketing* tradicional, no *Inbound Marketing* a empresa não “vai atrás” de clientes, mas explora canais como mecanismos de busca, blogs e redes sociais para ser encontrada, isto é, é o cliente que procura a empresa e não o contrário. Em outras palavras, são realizadas ações com o intuito de atrair o potencial cliente para seu *blog* ou site e, a partir dessa atração, é feito todo um trabalho de relacionamento com essa pessoa. Esse relacionamento é desempenhado por meio de conteúdo personalizado e autoral (Cruz; Zagha, 2018).

3 METODOLOGIA

Neste capítulo apresenta-se a natureza da pesquisa, a sua caracterização através da definição do tipo, metodologia, perspectivas de análise e modo de investigação. Além disso, define-se como o estudo foi desenvolvido, os procedimentos de análise e os limites da pesquisa.

Trata-se de uma pesquisa cuja base filosófica sustenta-se no enfoque sistêmico para observar os fenômenos de natureza qualitativa, sendo o tipo exploratório e descritivo, desenvolvendo-se um estudo de caso observacional com observação livre e análise qualitativa.

Esta pesquisa possui o seu embasamento metodológico sustentado no enfoque sistêmico: o enfoque sistêmico tem suas raízes na teoria geral dos sistemas elaborada por Ludwig Von Bertalanffy, que é uma concepção científica que permite o estudo dos fenômenos que constituem sistemas (Trivinos, 1987, p. 81). Neste contexto, a organização é observada como um sistema aberto, considerando-se as numerosas relações que existem entre as funções internas e as ligações com o meio externo. Neste contexto, a análise de sistema de uma empresa industrial, por exemplo, abrange homens, máquinas, edifícios, entrada de matérias-primas, saída de produtos, valores monetários, boa vontade e outros imponderáveis (Bertalanffy, 1973). A função em uma organização é aqui entendida como uma atividade ou um conjunto de atividades padronizadas, ou seja, um conjunto de processos de negócios. É uma pesquisa em Ciências Sociais, na área de administração, de natureza qualitativa.

3.1 PRESSUPOSTOS EPISTEMOLÓGICOS

De acordo Collis e Hussey (2003, p. 38), o paradigma positivista está fundamentado em uma ontologia realista, isto é, acredita em verdades objetivas, independentes da percepção humana. Ele considera que a realidade é composta por estruturas palpáveis, tangíveis e relativamente estáveis. Com isso, ele considera uma epistemologia objetivista, isto é, pressupõe que chegamos ao conhecimento de forma objetiva, a realidade “está lá fora”, à espera de nossa descoberta. Para isso, somente fenômenos observáveis e mensuráveis podem constituir conhecimentos realmente válidos, que possam ser postos à prova. O paradigma positivista considera somente a existência de fatos, e não de percepções ou opiniões. A pesquisa científica deve buscar explicar e prever o que irá ocorrer no mundo por buscar regularidades e relações de causa e efeito entre os elementos que o constituem. De acordo com o paradigma positivista, segue-se, em geral, uma lógica hipotética dedutiva, isto é, a partir de um conhecimento prévio, são identificadas lacunas, questões não respondidas. Para essas questões, são geradas hipóteses,

que são possíveis respostas às questões levantadas. Essas hipóteses são postas à prova, buscando-se verificar se elas são falsas ou verdadeiras. Para isso, parte-se para a coleta de dados que irão permitir testar as hipóteses. Caso as hipóteses testadas tenham sido refutadas, elas terão que ser revistas ou reformuladas. Caso tenham sido comprovadas, poderão gerar um novo conhecimento ou uma nova teoria.

Em termos epistemológicos, a presente pesquisa é considerada objetivista, uma vez que pressupõe que se chega ao conhecimento de forma objetiva. Somente fenômenos observáveis e mensuráveis podem constituir conhecimentos realmente válidos, que possam ser postos à prova, que acredita em fatos e valoriza a criação de modelos estruturados que reflitam uma determinada realidade.

Esta pesquisa tem ainda uma abordagem qualitativa, que se enquadra no paradigma positivista, na medida em que as conclusões deste estudo serão guiadas por um conjunto de crenças e de sentimento em relação ao mundo e ao modo como este deve ser compreendido e estudado, incluindo esforços dos pesquisadores com relação às questões que eles propõem e as interpretações que trazem para elas.

Os métodos utilizados dentro do paradigma positivista são estruturados e visam oferecer ao pesquisador o maior nível possível de controle sobre o que está sendo pesquisado. A pesquisa do tipo Levantamento (por enquête ou *survey*) e os experimentos estão entre os métodos mais utilizados em pesquisas positivistas no campo da Administração. Contudo, o método do Estudo de Caso, que é de natureza qualitativa, também pode ser conduzido dentro de uma lógica positivista. Para isso, ele deve seguir uma série de critérios que visam a garantir a sua coerência com esse paradigma de pesquisa. O Estudo de Caso pode também abranger a aplicação de instrumentos de coleta de dados de natureza quantitativa (como o Levantamento). De acordo com a lógica positivista, a pesquisa pode ocorrer tanto no contexto em que determinado fenômeno ocorre (por exemplo, em uma empresa ou junto a um grupo de trabalho) como em um ambiente distinto, como uma sala de treinamento, uma sala de aula (no caso da aplicação de uma enquête) ou mesmo em um ambiente artificial, no qual uma determinada situação é “simulada”, como no caso dos experimentos. Por pressupor uma realidade objetiva e estável, o paradigma positivista preocupa-se com a questão da generalização do conhecimento e com a busca de teorias, modelos, princípios e leis que nos permitam não só conhecer a realidade, como, preferencialmente, prever a ocorrência de determinados fenômenos. Para isso, as pesquisas devem procurar compreender profundamente as relações de causa-e-efeito existentes entre as variáveis em investigação (Dubé; Paré, 2003).

Os estudos positivistas funcionam a partir de uma ontologia realista e crítico-realista e de epistemologias objetivas. Neste estudo, buscou-se formas de administrar e interpretar um grande volume de documentos, utilizando-se métodos de controle de dados e modelos de análise auxiliados por recursos computacionais (Denzin; Lincoln, 2006).

3.2 CARACTERIZAÇÃO DO ESTUDO

Estudo de caso qualitativo constitui uma investigação de uma unidade específica, situada em seu contexto, selecionada segundo critérios predeterminados e, utilizando múltiplas fontes de dados, que se propõe a oferecer uma visão holística do fenômeno estudado, uma pesquisa empírica que investiga um fenômeno contemporâneo em seu contexto natural, em situações em que as fronteiras entre o contexto e o fenômeno não são claramente evidentes, utilizando múltiplas fontes de evidência. Surge do desejo de compreender fenômenos sociais complexos e retém as características significativas e holísticas de eventos da vida real. Um estudo de caso exploratório é caracterizado por aprofundar a compreensão de um fenômeno pouco investigado, levando à identificação de categorias de observação ou à geração de hipóteses para estudos posteriores (Yin, 2001).

Para aplicação em campo, realizou-se um estudo de caso do tipo exploratório, analítico e interpretativo, com ênfase na modelagem dos processos de negócios de *marketing* e vendas e entendimento de como a análise de dados e inteligência de negócios pode ser aplicada em uma organização real. Propor, com base no levantamento de processos de negócio de uma pequena e média empresa *SaaS - Software as a Service*, como tantas, especialmente no Estado de Santa Catarina, suportado pelos conhecimentos adquiridos na revisão sistemática de literatura, um roteiro para a introdução de uma nova função organizacional para análise de dados e inteligência de negócio. Após a construção do roteiro proposto, avaliar sua aplicabilidade mediante entrevistas semiestruturadas com gestores e especialistas da empresa estudada.

3.3 PROCEDIMENTOS, FONTES E TÉCNICAS DE COLETA DE DADOS

Para dar suporte para a fundamentação teórica foi realizada uma pesquisa bibliográfica, utilizou-se as técnicas de Revisão Narrativa e Revisão Sistemática, complementando-as com o mapeamento dos processos de negócio de uma PME. A Revisão Narrativa, que se caracteriza como um processo de descrição do estado da arte de um assunto específico, sob o ponto de vista teórico ou contextual, foi utilizada para as temáticas de análise de dados na ciência da

Administração, *Business Intelligence*, *Big Data*, *Big Data & Analytics* e análise de dados como processo de negócio. Este tipo de revisão não fornece uma metodologia para a busca das referências, das fontes de informação utilizadas, nem dos critérios usados na avaliação e seleção dos trabalhos, pois constitui, basicamente, a análise da literatura, a interpretação e análise crítica pessoal do pesquisador.

Realizou-se uma Revisão Sistemática, com o objetivo de aprofundar o tema análise de dados em pequenas e médias empresas, onde foi possível estudar modelos teóricos relacionados ao tema central da presente pesquisa. A Revisão Sistemática, segundo Botelho, Cunha e Macedo (2011), permite revisão planejada utilizando métodos explícitos e sistemáticos para identificar, selecionar e avaliar criticamente o acervo literário disponível para conhecer o estado da arte sobre determinado tema. Esta Revisão Sistemática permitiu a leitura de diversas publicações científicas em bases de dados acadêmicas, através de acesso via CAFE – (Periódicos Capes, mais precisamente nas bases *Web of Science*, *Scopus*, *Emerald Insight* e *ScienceDirect*) e seu detalhamento está descrito no capítulo quatro deste trabalho.

Outra importante fonte de coleta de dados foi realizada a partir do mapeamento dos processos de negócio de uma PME, que atua comercializando *software* como serviços, para formalizar a situação atual de funcionamento dos processos de negócios de *marketing* e vendas. Através de entrevistas semiestruturadas foi apresentada a proposição de ajustes nos processos de negócio da organização estudada, introduzindo a análise de similaridade, a fim de obter a percepção dos gestores, para posteriormente validar e fundamentar um roteiro referencial genérico.

O perfil dos entrevistados da empresa estudada está apresentado no quadro a seguir:

Quadro 3 – Perfil dos entrevistados da empresa estudada

Entrevistado	Cargo	Tempo de empresa
1	Analista de <i>Marketing</i>	2 anos e 6 meses
2	<i>Chief Marketing Officer</i>	5 anos e 10 meses
3	Diretor Comercial	16 anos e 9 meses
4	<i>Chief Executive Officer</i>	17 anos e 2 meses

Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

Com base em documentos internos do sistema de qualidade, foi produzido um diagrama de funções da organização, que formalizou os principais macro sistemas, suas principais

relações internas e externas em termos de fluxo de informações. Com esta visão gráfica foi possível destacar os processos de negócio de *marketing* e vendas dos demais conjuntos de atividades que representam a visão sistêmica da empresa estudada.

Em reunião de trabalho com os gestores de cada conjunto de processos de negócios alvo do estudo, foi elaborado o diagrama de contexto, que indicou os principais relacionamentos externos ao subsistema estudado. A partir da consolidação, via refinamentos sucessivos, do diagrama de contexto, partiu-se para a elaboração do DFD - diagrama de fluxo de dados que elucidou o funcionamento dos processos de *marketing* e vendas, em um nível de detalhamento considerado pelos pesquisadores e pelos gestores da empresa estudada, como suficientes para o entendimento da realidade, ou seja, a situação atual.

3.4 MODELO E PROCEDIMENTOS PARA ANÁLISE DE DADOS

O mapeamento de processos representa a situação atual da organização em estudo, especificamente para os processos de *marketing* e vendas, usando a técnica de mapeamento de fluxo de dados - DFD.

A análise da situação atual foi realizada à luz do conhecimento teórico obtido durante a revisão sistemática da literatura que resultou em uma proposição de ajuste nos processos organizacionais da empresa estudada para um melhor aproveitamento da análise de dados com *Big Data*. Ou seja, a proposição de um conjunto de mudanças na estrutura sistêmica através de uma reengenharia de processos, sustentados pelo conhecimento teórico adquirido, e uma comparação entre a situação atual e a proposição, entre o DFD da situação atual e o DFD proposto, numa estrutura “De-Para”.

O novo modelo de organização sistêmica foi submetido à análise de adequabilidade através de entrevista com cada gestor dos processos alvo, buscando consolidar a proposta e extrair experiência com relação à viabilidade de sua aplicação ao longo do tempo em forma de um roteiro ou projeto de implantação cujo objetivo seria elevar a maturidade organizacional na aplicação da análise de dados.

3.5 LIMITAÇÕES DO ESTUDO

As limitações do estudo estão relacionadas às limitações do estudo de caso. As constatações e proposições fazem sentido na organização estudada conforme a percepção dos seus gestores. Há de se concordar que empresas *SaaS* possam ter características semelhantes,

ao menos sob o enfoque sistêmico, proporcionando a utilidade deste estudo com proposição como modelo de referência. Além disso, os processos de negócios da análise de dados são estáveis e iguais em todas as empresas. A identificação na organização estudada de uma lógica dominante na estratégia de desenvolvimento de produtos específicos para cliente que podem pagar para transformá-los em casos a serem replicados em forma de serviços *SaaS* em busca da recorrência da receita é uma delimitação da aplicação da proposta de ajustes nos processos organizacionais apresentados para a organização estudada. Tal limitação estabelece as fronteiras de aproveitamento em outras organizações.

A análise de dados sempre esteve presente na administração. A sua potencialização na era *Big Data* e crescimento de capacidade de armazenamento e processamento de dados é que proporciona novas abordagens e aplicação de técnicas de cruzamento de dados para conhecer e antecipar hábitos e interesses de potenciais clientes. A amplitude do tema é grande e foi limitada neste trabalho ao estudo dos processos de negócios de *marketing* e vendas e ainda mais específico para empresas que prestam serviços *SaaS*.

4 REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA

Em um primeiro momento e para subsidiar a fundamentação teórica desta pesquisa realizou-se uma revisão narrativa, a qual tinha por objetivo estudar o estado da arte a respeito do tema, identificar as principais lacunas apontadas pela academia e permitir uma melhor compreensão dos conceitos que foram abordados nesta pesquisa. Continuando, realizou-se uma revisão sistemática da literatura, a qual faz parte da metodologia da pesquisa, constituindo-se em um modelo de revisão que usa métodos rigorosos e explícitos para identificar, selecionar, coletar dados, analisar e descrever as contribuições relevantes. Neste sentido buscou-se as publicações recentes sobre análise de dados em pequenas empresas, tanto modelos teóricos como estudos de casos que fundamentam os resultados e proposições do presente trabalho acadêmico.

Para tanto, realizou-se uma pesquisa por publicações científicas em bases de dados acadêmicas, através de acesso via CAFE - Periódicos Capes, mais precisamente nas bases *Web of Science*, *Scopus*, *Emerald Insight* e *ScienceDirect*, com as seguintes *strings* de busca:

Quadro 4 - Pesquisa inicial para a revisão sistemática da literatura

Base de dados	String de busca	Resultados
<i>Web of Science</i>	TS=((("data?driven*" OR "data analytic?" OR "data analys*") AND ("SMEs*" OR "small and medium*") AND ("business" OR "process" OR "innovation" OR "corporate change*" OR "competitive advantage"))	436
<i>Scopus</i>	TITLE-ABS-KEY(("data?driven*" OR "data analytic?" OR "data analys*") AND ("SMEs*" OR "small and medium*") AND ("business" OR "process" OR "innovation" OR "corporate change*" OR "competitive advantage"))	620
<i>Emerald Insight</i>	((("data?driven*" OR "data analytic?" OR "data analys*") AND ("SMEs*" OR "small and medium*") AND ("business" OR "process" OR "innovation" OR "corporate change*" OR "competitive advantage"))	476
<i>ScienceDirect</i>	((("data-driven" OR "data analytics" OR "data analysis") AND ("SME" OR "small and medium") AND ("enterprise" OR "organization"))	75
Total		1607

Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Em seguida, os resultados das buscas foram exportados para o formato RIS (*Research Information System*). Os arquivos RIS foram importados para uma biblioteca criada no *software Clarivate EndNote X9®*, *software* especializado em gerenciamento de referências bibliográficas. A partir de 1607 referências encontradas, foram eliminadas 160 referências duplicadas, resultando em 1447 referências. Na sequência, após uma análise dos títulos de cada referência bibliográfica, foram descartadas 802 ocorrências, resultando em 645 referências. Na sequência, após uma análise dos resumos de cada referência bibliográfica, foram descartadas 532 ocorrências.

Quadro 5 - Etapas de análise das referências por bases de dados científicas

Base de dados	Busca inicial	Após eliminação de referências duplicadas	Após análise do título	Após análise do resumo
<i>Web of Science</i>	436	298	179	16
<i>Scopus</i>	620	600	329	57
<i>Emerald Insight</i>	476	475	88	26
<i>ScienceDirect</i>	75	74	49	14
Total	1607	1447	645	113

Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Por fim, 113 referências foram selecionadas para compor o portfólio bibliográfico da presente revisão sistemática de literatura (APÊNDICE A).

4.1 DADOS BIBLIOMÉTRICOS

Esta seção pretende apresentar alguns dados bibliométricos referentes ao portfólio bibliográfico composto pela revisão sistemática de literatura.

As principais palavras-chave encontradas nas referências estão representadas no formato de nuvem de palavras (Figura 4):

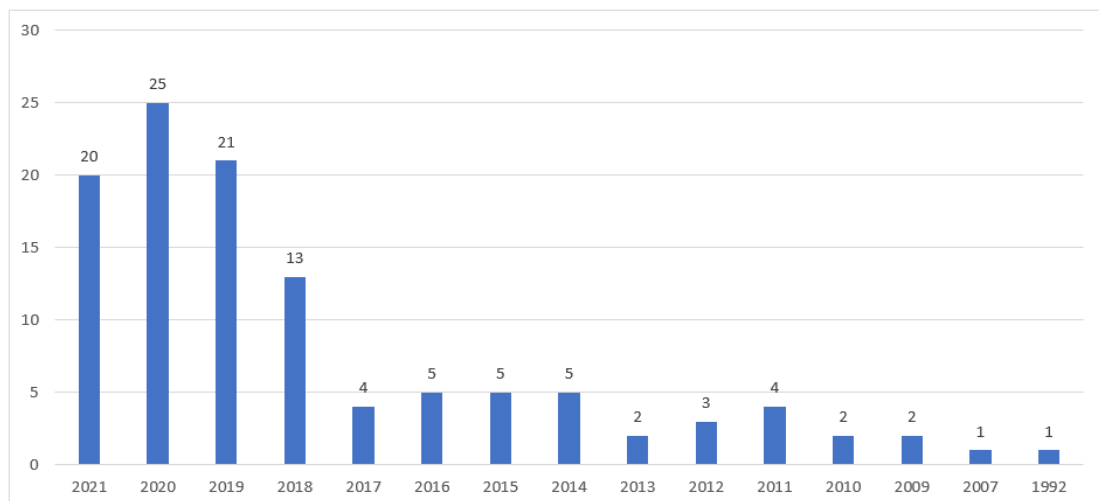
Figura 4 - Nuvem de palavras com as principais palavras-chave das referências



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

A cronologia das publicações possibilita visualizar a evolução do interesse no tema e os períodos em que esteve em evidência na explicação dos problemas decorrentes da área (Gráfico 1):

Gráfico 1 - Ano de publicação das referências

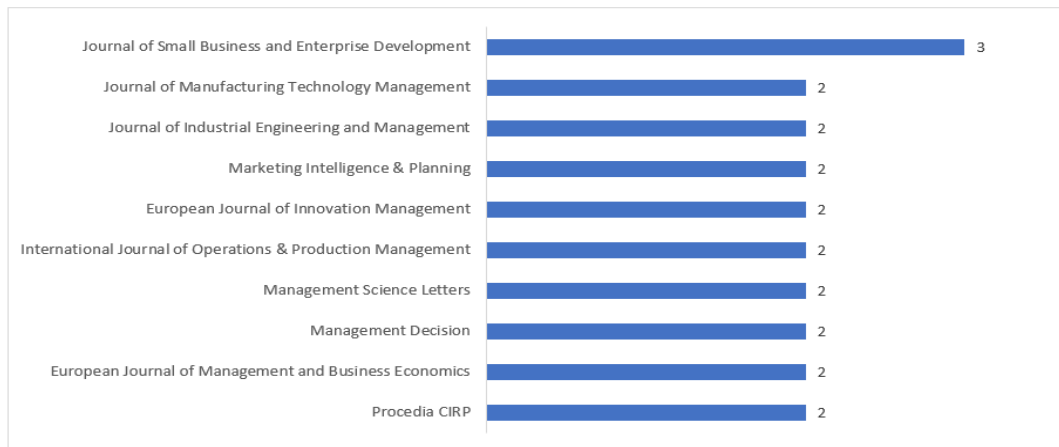


Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Dos trabalhos encontrados, percebe-se uma maior concentração de publicações a partir do ano de 2018.

Foram identificados os principais publicadores ($n > 1$), permitindo explorar os jornais, revistas, editores e eventos que costumam publicar trabalhos acerca do tema abordado nesta pesquisa, possibilitando a formação de núcleos de discussão e pesquisa, conforme demonstrado no gráfico 2:

Gráfico 2 - Principais publicadores ($n > 1$)



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

A fonte com mais trabalhos apresentados ($n=3$) foi o *Journal of Small Business and Enterprise Development*, uma fonte acadêmica dedicada ao avanço e evolução da teoria, prática e política do empreendedorismo para pequenas empresas.

Verificou-se que nenhum autor se destacou em relação aos demais, se considerarmos apenas o critério número de publicações, ou seja, obtivemos um conjunto de 12 autores, cada qual com 2 contribuições.

Os principais países/regiões de origem das publicações estão representados no formato de nuvem de palavras, com destaque para o Reino Unido, Indonésia, Alemanha, Portugal e Itália (Figura 5):

Figura 5 - Localização geográfica das principais publicações



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

A revisão sistemática da literatura trouxe diversas informações acerca do tema PME's e sua relação com cultura de orientação por dados e análise dados, onde foi possível explorar as principais publicações acerca do tema e suas respectivas contribuições para esta etapa da pesquisa acadêmica, bem como a identificação de várias oportunidades de ampliação e conexão do processo de construção do conhecimento científico, através da identificação de lacunas de estudo e limitações das pesquisas publicadas.

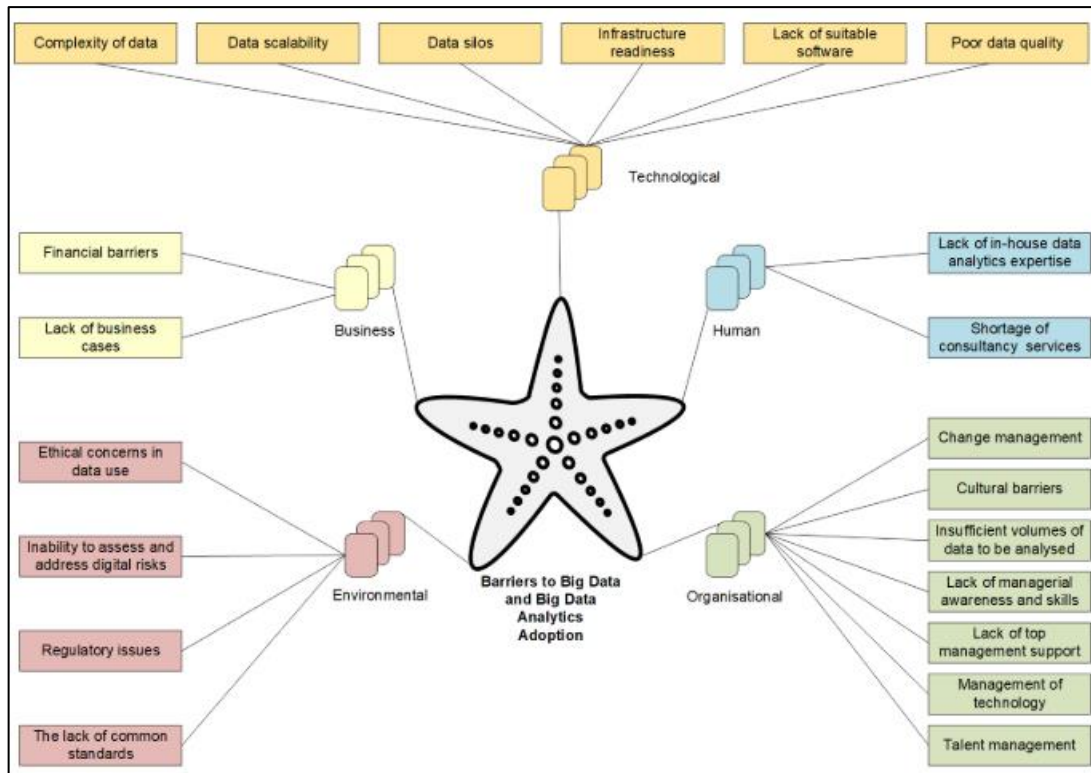
4.2 DESCOBERTAS DA REVISÃO SISTEMÁTICA

O pesquisador tem especial interesse em achados relacionados aos processos de negócios, estruturas sistêmicas, processos de negócios de vendas e *marketing* nas PME's. Assim, buscou-se exaustivamente o conhecimento formalizado como insumo para a realização dos objetivos da pesquisa.

4.2.1 PME's e as barreiras enfrentadas para adoção de Big Data

Inúmeras são as barreiras a serem superadas pelas PME's. De acordo com Coleman (2016, p.11), identificou-se quatorze problemas ou desafios que as PME's podem encontrar ao adotar BD&A (Figura 6).

Figura 6 - Barreiras para adoção de *Big Data & Analytics* em PME's



Fonte: Coleman *et al.* (2016)

Entre as principais barreiras identificadas, podemos citar:

- a) Barreira de dados: problemas com os dados em si, como, por exemplo, baixa qualidade dos dados, alta complexidade dos dados e dificuldade em encontrar padrões, além de dificuldades para elaborar a apresentação dos dados (Willetts, M.; Atkins, A. S.; Stanier, C., 2020);
- b) Barreiras de falta de conhecimento e habilidades necessárias para utilizar o BD&A, pois, considerando que é uma tecnologia relativamente nova, é improvável que as PME's possuam as habilidades necessárias para utilizá-las (Willetts, M.; Atkins, A. S.; Stanier, C., 2020));
- c) Barreiras regulatórias: referem-se a questões legais, éticas e aspectos relacionados à privacidade e segurança dos dados. As PME's precisam estar cientes das diversas regulações impostas por entes tais como os governos de cada país. Por exemplo, no Brasil, existe uma legislação relacionada à proteção de dados, que determina como as empresas devem armazenar e processar dados pessoais, denominada Lei Geral de Proteção de Dados (LGPD) (Willetts, M.; Atkins, A. S.; Stanier, C., 2020));

- d) As barreiras técnicas: são aquelas relacionadas à infraestrutura necessária para adotar projetos de BD&A, mais precisamente problemas relacionados a *hardware* e *software*, como, por exemplo, problemas de segurança, armazenamento de dados e a exigência de uma conexão de internet de alta velocidade para suportar serviços baseados, por exemplo, em nuvem (Willetts, M.; Atkins, A. S.; Stanier, C., 2020));
- e) As barreiras organizacionais: referem-se às barreiras presentes dentro de uma empresa tais como aspecto acerca da estrutura organizacional, cultura, envolvimento da alta gestão, gestão de mudanças, gestão de talentos e alinhamento com a estratégia da empresa (Willetts, M.; Atkins, A. S.; Stanier, C., 2020));
- f) Barreiras financeiras, relacionadas à aplicação de recursos financeiros necessários para a adoção do BD&A. As PME's são cautelosas ao investir em tecnologias não ligadas diretamente com seus escopos de negócios. Além disso, podem não ter um orçamento para investimento em TI ou projetos de BD&A. Além dos fatores de custo associados à geração, armazenamento, processamento, análise e interpretação dos dados, há também outros custos envolvidos direta ou indiretamente, tais como custos com segurança cibernética e com treinamento de pessoal. Uma importante questão em relação à adoção de BD&A é a justificativa de investimento, já que os executivos podem estar preocupados em recuperar os investimentos analisando apenas com os possíveis benefícios tangíveis, deixando de levar em consideração os intangíveis (Coleman *et al.*, 2016; IQBAL *et al.*, 2018; Noonpakdee; Phothichai; Khunkornsiri, 2018).
- g) Falta de estudos de caso de sucesso: existe uma escassez crítica de estudos de casos de sucesso relacionados à adoção de BD&A em PME's. De fato, a publicação de um número relevante de PME's que conseguiram obter benefícios reais com adoção de BD&A poderia estimular outras organizações que, com limitações de recursos semelhantes, deveriam adotar iniciativas de utilização do BD&A (Coleman *et al.*, 2016; Iqbal *et al.*, 2018).

Destacamos nos achados de Coleman (2016) corroborado por outros autores devidamente citados nos itens “a” a “g” acima, as barreiras organizacionais e falta de experiências e modelos de referência baseados em estudo de casos, sendo já um indicativo do direcionamento de nossa pesquisa.

4.2.2 PME's e adoção de Big Data na União Europeia

Em busca de modelos de referência, *cases* e experiências encontramos relatos sobre a adoção da análise de dados com *Big Data* na UE. No início de 2019 as PME's representavam 99,9% de todas as empresas do Reino Unido (5,9 milhões), empregando 60% da força de trabalho e gerando aproximadamente metade do volume de negócios no setor privado – um volume estimado em £2,2 trilhões (*Federation of Small Business*, 2019). No entanto, a motivação para adotar tecnologias emergentes, como, por exemplo, análise de dados, exige que as PME's, primeiramente, identifiquem a necessidade de adotá-las. Um estudo realizado utilizando-se a teoria ator-rede sugere que a decisão de uma PME em adotar tecnologias emergentes requer que os stakeholders - incluindo especialistas em TI, fornecedores, consultores e agências de apoio governamental - estejam alinhados com os interesses da organização (Eze; Duan; Chen, 2014).

Um relatório publicado em 2019 pela OCDE (Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico) confirmou que a adoção do BD&A na União Europeia aumentou em 33% em grandes empresas, 19% em empresas de médio porte e 10% em pequenas empresas, comparando números de 2018 com 2016. Ainda segundo a OCDE, “em média, uma em cada dez PME's (10-249 funcionários) na União Europeia tem alguma iniciativa de análise de dados, com uma ligeira tendência de alta”. No entanto, as tendências de adoção das PME's variaram substancialmente entre os países, avançando rapidamente em alguns casos e diminuindo em outros (Bianchini; Michalkova, 2019). Estes dados ainda nos indicam a pouca adoção pelas pequenas empresas desta tecnologia alavancadora de negócios da Indústria 4.0.

4.2.3 PME's e oportunidades com estratégias de Big Data & Analytics

As organizações podem valer-se de inúmeros benefícios ao adotarem iniciativas de *Big Data*, como maior produtividade e oportunidade de crescimento, alcançar benefícios transformadores, reduzir custos operacionais, fornecer melhores produtos e serviços, alinhar a TI com a estratégia de negócios, expansão das capacidades da empresa, melhor gerenciamento de dados, melhor acesso a dados e dados. Tradicionalmente, *Big Data* está associado com grandes empresas por requerer investimentos com infraestrutura de TI, *softwares* e cientistas de dados para analisar os dados. Devido ao seu tamanho e recursos limitados, é comum acreditar que PME's não têm volumes de dados suficientes para justificar um projeto de análise de dados. No entanto, vale destacar estudos que demonstraram que existem opções disponíveis para as PME's, mas tais organizações enfrentam diversas barreiras (Willetts; Atkins; Stanier, 2020).

4.2.4 PME's e modelos de negócios orientados a dados

O conceito de modelo de negócio orientado a dados ou *Data Driven Business Model* (DDBM) é construído em torno da ideia de dados como um produto - que estabelece benefícios para usuários de serviços baseados em dados - e introduz métodos de gerenciamento. Em outras palavras, busca-se um modelo de gestão onde uma parte das receitas da organização vem, direta ou indiretamente, do conhecimento adquirido de forma sistemática e ordenada, permeando toda a organização. A construção de DDBM's invariavelmente continuam sendo um desafio para muitas empresas, pois engloba múltiplas disciplinas para garantir a funcionalidade de ambientes construídos por meio da integração de pessoas, processos e tecnologia (Bange; Derwisch, 2016).

Os DDBM's desempenham um papel fundamental na adoção de novas tecnologias que visam gerar valor econômico para as organizações (Chesbrough, 2010). Tais modelos de negócios estão em constante processo de evolução conceitual e reúnem a lógica por trás de todos os dados que transitam entre as organizações (Mazzarol *et al.*, 2018). Os DDBM's buscam evidenciar como produtos, serviços, distribuição, organização de pessoal e a infraestrutura operacional são montados exclusivamente por uma empresa para gerar valor para os seus clientes (Chesbrough; Rosenbloom, 2002).

Estudos sobre DDBM's podem enquadrar-se em três categorias: a) *E-business* e o uso de tecnologia da informação e comunicação nas organizações, b) estratégia, criação de valor, vantagem competitiva e desempenho organizacional e c) gestão da inovação e tecnologia (Zott *et al.*, 2011).

Mas a implementação de iniciativas de DDBM incorrem de diversos desafios, tais como: a) alinhamento com o modelo de negócios, b) entrega de produtos baseados em dados, c) processo de *marketing* e vendas baseados em dados, onde está o foco de nossa pesquisa e, d) processos bem estruturados de gerenciamento de dados (Bange; Derwisch, 2016).

Para colocar projetos de DDBM em prática, algumas ações são absolutamente necessárias, como escolher fontes de dados confiáveis, construir modelos de previsão / predição para otimizar os resultados dos negócios e atuar na transformação dos recursos e capacidades das empresas (Barton; Court, 2012). Alguns benefícios são esperados, como desenvolver uma base de clientes fiel, obter feedback ativo dos clientes para garantir que o produto atenda às suas necessidades, expandir o valor das redes de relacionamentos para garantir que recursos financeiros estejam disponíveis para o desenvolvimento de novos produtos e processos de negócio (Liu; Bell, 2019).

A monetização de produtos baseados em dados é negligenciada por muitas empresas. Muitos estudos enaltecem as vantagens da aplicação de DDBM's ao aproveitar novas tecnologias, mas não fornecem exemplos reais de como implementar tais mudanças nem quais diretrizes são necessárias para introduzi-las nos ambientes organizacionais (Ware *et al.*, 2017).

Identificar as melhores práticas ou aplicações reais de modelos de referência que possam constituir a base para a adaptação das organizações em direção a uma cultura de orientação por dados é considerada um grande desafio. Portanto, o baixo nível de maturidade das PME's em relação ao desenvolvimento de DDBM's e a falta de práticas estabelecidas para a implementação de produtos baseados em dados pode ser uma lacuna de pesquisa não trivial a ser explorada (Marcinkowski; Gawin, 2021).

4.2.5 PME's e a lógica dominante de dados

As organizações e as regras predominantes de concorrência estão mudando fundamentalmente na era digital (Brynjolfsson; McAfee, 2014; Iansiti; Lakhani, 2017; Parker *et al.*, 2017; McAfee; Brynjolfsson, 2018). A recente tecnologia digital está permitindo novas e promissoras possibilidades para muitas empresas, como aumentos de eficiência (Kugler, 2019), novos produtos e serviços ou modelos de negócios inovadores (Parker *et al.*, 2017).

Especialmente o uso de *insights* a partir de dados e ciência de dados parece ser um fator-chave de sucesso na economia digital. O fato de que pelo menos sete de dez empresas mais valiosas hoje fundamentam seus negócios em dados, plataformas e redes. Porém, uma variedade de desafios é imposta para as organizações que desejam adotar práticas orientadas à ciência de dados. Até o momento, muitos estudos se concentraram em grandes empresas, sem ilustrar a situação das PME's (Kugler, 2020).

As empresas precisam considerar formas de facilitar a adoção eficiente de abordagens e práticas orientadas à ciência de dados. Quando comparada com grandes empresas, a situação parece ser ainda mais difícil para as PME'S. Pequenas e jovens empresas enfrentam desafios específicos, como uma estrutura reduzida e barreiras de entrada no mercado (Gruber; Henkel, 2004). Em comparação com as grandes empresas, as PME'S carecem de recursos, fato considerado como uma desvantagem competitiva (Kugler, 2020).

Nesse contexto, a crescente disponibilidade de dados e a evolução dos estudos sobre ciência de dados parecem oferecer oportunidades valiosas para as PME's acumularem vantagens competitivas e, assim, permanecerem nos negócios. Por outro lado, explorar oportunidades orientadas a dados pode ser uma tarefa desafiadora, pela falta de clareza sobre

que requisitos organizacionais e gerenciais facilitam a criação de valor orientado por ciência de dados. Os achados de um estudo exploratório indicam que as PME's têm uma mentalidade estabelecida – uma lógica dominante - que muitas vezes impede estas empresas de transformar dados em produtos, serviços e modelos de negócios inovadores (Kugler, 2020).

O conceito de lógica dominante trata do porquê um grupo de gestores falha ao pensar estrategicamente sobre as próximas mudanças estruturais em seu *core business* (Prahalad; Bettis, 1986). Os membros da equipe de alta gestão tendem a conceituar o negócio e tomar decisões críticas de alocação de recursos – seja em tecnologias, desenvolvimento de produtos, distribuição, publicidade ou na gestão de recursos humanos, de forma amplamente semelhante, o que é uma consequência de sua lógica dominante compartilhada. Uma lógica dominante representa o mapa cognitivo compartilhado (Prahalad; Bettis, 1986) e a mentalidade estratégica da equipe de alta gestão ou da coalizão dominante, sendo intimamente associada ao processo e às ferramentas usadas pela alta gestão. Em termos organizacionais, a lógica dominante torna-se visível através de princípios de gestão, procedimentos formais, ações de controle, cultura, processos e procedimentos, alocação de recursos e estratégias (Prahalad; Bettis, 1986; GRANT, 1988; Côté *et al.*, 1999; Jarzabkowski, 2001; Prahalad, 2004; Obloj, T.; Obloj, K.; Pratt, 2010).

A mentalidade empresarial estabelecida, isto é, a maneira como os gestores pensam e agem - a lógica dominante - foi apontada como sendo o fator mais crítico para adoção de uma cultura de orientação por dados, com relação aos estudos em PME's na Áustria, Alemanha e Suíça sugerem que estruturas organizacionais e gerenciais estabelecidas são os fatores mais críticos que impedem as empresas de adotar abordagens orientadas a dados para a criação de novos valores de negócios. As empresas que desejam adotar abordagens orientadas à ciência de dados, portanto, primeiro precisam transferir sua lógica dominante estabelecida para um novo modelo (Bettis; Prahalad, 1995).

Há uma evidente falta de competência para lidar com dados em todos os níveis hierárquicos das PME's. Essa falta de competência tem levado a dificuldades na identificação de casos de uso de ciência de dados envolvendo questões organizacionais e técnicas (Bange; Grosser; Janoschek, 2015; Wamba *et al.*, 2015). As PME's, portanto, acham difícil identificar e fazer uso do valor gerado por abordagens e *insights* orientados pela ciência de dados. Os colaboradores e a gestão também não possuem as competências e conhecimentos adequados que poderiam ajudá-los a entender como novos *insights* podem ser gerados por meio de práticas orientadas à ciência de dados (Barton; Court, 2012; Wamba *et al.*, 2015). Os colaboradores devem ser capazes de vincular o conhecimento técnico com o conhecimento empresarial, com o propósito de aplicar *insights* de ciências de dados por meio de ligações que podem gerar e

transferir descobertas para gerar oportunidades de negócios (Henke *et al.*, 2016; Chin *et al.*, 2017). Sem essas ligações, no entanto, as organizações podem facilmente ignorar o potencial inerente às práticas orientadas à ciência de dados. Esse resultado também se reflete na falta de estratégias de dados coerentes ou benchmarks para medir o sucesso das implementações de projetos orientados por dados, demonstrando que as PME's não foram capazes, até o momento, de fazer uso adequado de uma cultura baseada em dados. Em outras palavras, as organizações parecem não ter uma compreensão holística acerca de uma cultura de negócio orientada a dados e como a adoção de abordagens orientadas à ciência de dados podem ser capazes de mudar fundamentalmente o caráter de seus negócios e, portanto, como a lacuna de dados pode ser preenchida (Brown; Court; Willmott, 2013).

Quando confrontadas com mudanças estruturais fundamentais em seu ambiente, as empresas também precisam mudar ou adaptar sua respectiva lógica dominante (Bettis; Prahalad, 1995). Em situações em que as empresas são incapazes de se adaptar às mudanças ambientais, não é possível transformar informações em conhecimento acionável (Bettis; Prahalad, 1995), ou que utilizam esquemas cognitivos inapropriados. Pode ser que as organizações não tenham (ainda) desenvolvido uma nova lógica dominante apropriada. Consequentemente, essas organizações não têm o repertório adequado para agir (Côté *et al.*, 1999).

Para as PME's, as abordagens baseadas em ciência de dados hoje são um conjunto de ferramentas que são mais usadas para fins operacionais e não estratégicos. Por outro lado, *insights* de ciência de dados ganharão importância para questões mais estratégicas e relacionadas à inovação em um futuro próximo e previsível. Esses *insights* podem levar e, ao mesmo tempo, são uma consequência de mudanças estruturais fundamentais na forma como os negócios são conduzidos digitalmente (Kugler, 2020).

Muitas PME's ainda não desenvolveram um repertório claro do que poderiam fazer concretamente com práticas orientadas a dados e ciências de dados. Gestores apontaram em entrevistas que o uso de *insights* de ciência de dados está relacionado a muita incerteza. Alguns dos entrevistados relataram que suas empresas abordam práticas relacionadas à ciência de dados através de um processo de tentativa e erro. As empresas testam e comparam diferentes produtos ou serviços baseados em dados que poderiam ajudá-los a projetar modelos de negócios baseados em dados. Funcionários relataram que faltam descrições de trabalho bem definidas em relação aos processos orientados a dados. Muitos se perguntam se seus empregos ainda existirão no futuro e como seu trabalho pode mudar. Este receio leva à inércia. Existe a necessidade de um ou vários agentes de mudança para implementar uma cultura de orientação

por dados de forma a alterar a atual lógica dominante de negócios para uma lógica dominante de dados, como ponto fundamental norteador das empresas orientada a dados, alterando as percepções de seus membros sobre como pensam e agem e projetam seu processo de criação de valor dentro e fora dos limites das organizações. As empresas precisam aprender a lidar com as oportunidades e com as restrições das abordagens orientadas à ciência de dados. Um interessante ponto de partida pode ser o recrutamento de especialistas em ciência de dados para desenvolver as competências de ciência de dados de seus próprios funcionários. De fato, indivíduos familiarizados com princípios, práticas e tecnologias digitais orientados pela ciência de dados podem assumir o papel de um "agente de mudança digital", atuando com tradutores e facilitadores para introdução dos novos paradigmas digitais (Kugler, 2020).

Estudos futuros poderiam comparar as semelhanças e diferenças da lógica dominante das organizações que podem ser caracterizadas como analógicas ou digitais e focar em como as empresas estão fazendo uso de abordagens baseadas em dados. Para isso, pode ser útil comparar explicitamente a situação das empresas que já tomam claramente uma abordagem onde a ciência de dados está em seu núcleo com aquelas que não têm essa abordagem. Tal pesquisa responderia ao desafio de (Bettis; Prahalad, 1995) que "há um considerável potencial para explorar o surgimento de uma lógica dominante baseada na concorrência de múltiplas lógicas" (Kugler, 2020).

Finalmente, seria interessante aprender que tipos de empresas podem adotar uma lógica dominante em dados e o que torna este processo mais fácil para alguns tipos de organizações do que para outras (por exemplo, pequenas vs. grandes empresas, jovens vs. estabelecidas). Como o processo de transformação para a lógica dominante de dados para oferecer às PME's um roteiro de desenvolvimento orientado por dados (Kugler, 2020).

A questão da lógica dominante é relevante para esta pesquisa uma vez que a proposição da aplicação de técnicas de análise de dados irá partir da definição da lógica dominante na empresa estudada.

4.2.6 PME's, gestão do conhecimento e desempenho organizacional

Na última década, a aplicação de *Big Data & Analytics* (BD&A) tem gerado um enorme interesse entre pesquisadores e profissionais. Muitos estudos contemporâneos apontam que BD&A é um dos principais impulsionadores do sucesso organizacional, e os executivos cada vez mais têm reconhecido seus potenciais benefícios, com investimentos sucessivos de bilhões de dólares em projetos neste sentido (Shabbir; Gardezi, 2020).

Especialistas em BD&A fornecem *insights* importantes com base em dados com o objetivo de obter vantagem competitiva pelas organizações, sendo considerado por muitos como “novo paradigma de ativos de conhecimento”. Organizações de alto desempenho consideram a BD&A um ponto chave para o crescimento e um diferencial crítico. A BD&A fornece aos gestores uma percepção valiosa de suas atividades de negócios e a aplicação de conhecimento adquirido através do BD&A pode levar uma organização a decisões orientadas por valor. No meio acadêmico, há evidências crescentes de interesse pelo tema BD&A e sua relação com o desempenho organizacional, mas pouco foi feito para relacioná-lo com práticas de gestão do conhecimento, ou *Knowledge Management Practices* (KMP), por exemplo (Shabbir; Gardezi, 2020).

De fato, KMP's facilitam o procedimento sistemático de criação, aquisição, conversão, aplicação e distribuição do conhecimento, sendo consideradas como elementos fundamentais na tentativa de resolução de problemas organizacionais. As organizações têm grandes preocupações acerca das KMP's e buscam seu aprimoramento constantemente. As KMP's criam conhecimento de forma eficaz e eficiente com o auxílio das ferramentas de BD&A. Conhecimentos explícitos e tácitos são gerados a partir do uso, análise e utilização produtiva de informações, auxiliando as organizações a obterem uma visão holística na medida em que se tornam mais capazes de observar tendências e padrões (Shabbir; Gardezi, 2020).

Especificamente, as organizações precisam enfrentar os desafios do *Big Data* desenvolvendo uma arquitetura organizacional que integre seus processos e processos *Knowledge Management* (KM). As organizações devem entender as razões gerenciais para incorporar análise de dados no KM, identificar tipologias de *Big Data* que melhoram a prática de KM, envolver as partes interessadas a usar análise de dados para criação de valor e desenvolver processos de *Big Data* para KM (Asad *et al.*, 2020).

Já o desempenho organizacional refere-se à capacidade de atingimento de metas ao comparar resultados reais com resultados planejados. Está relacionada com a sobrevivência das organizações frente ao mercado e a perspectiva de atingimento das expectativas dos stakeholders frente ao negócio. O maior desempenho organizacional depende da capacidade da organização ao lidar com inovação e proteger e utilizar seus ativos de conhecimento intangível na busca por benefícios (Teece, 2000).

As organizações podem gerar conhecimento através de BD&A. Pode-se criar conhecimento ou descobrir conhecimento oculto para melhorar o processo de tomada de decisão. Independentemente do tipo de conhecimento utilizado, BD&A está relacionada com a obtenção de vantagem competitiva e melhoria do desempenho organizacional (Chen; Mao; Liu, 2014).

Por exemplo, um estudo entre 230 PME's do Paquistão comprovou estatisticamente, através de regressão linear e regressão múltipla, algumas hipóteses: a) há uma relação positiva entre a aplicação de BD&A e o desempenho organizacional, b) há uma relação positiva entre BD&A e práticas de gestão do conhecimento, c) há uma relação positiva entre práticas de gestão do conhecimento e o desempenho organizacional e, por fim, d) as práticas de gestão do conhecimento mediam parcialmente a relação entre BD&A e o desempenho organizacional. Neste estudo, observou-se que o grupo de organizações – empresas formais e informais com estrutura flexível, natureza reativa e com limitação de recursos - sofrem pressões internas e externas para envolver-se na atividade de BD&A.

Destaque para a necessidade de integração dos processos organizacionais (foco de nossa pesquisa) de análise de dados com *Big Data* e gestão do conhecimento.

4.2.7 PME's, redes sociais e adoção de Big Data & Analytics (BD&A)

De acordo com Wang e Wang (2020, p.23), as motivações gerais da PME's para o uso de BD&A incluem:

- a) Reduzir custos e aumentar o lucro através de análises de dados;
- b) Melhorar o atendimento através das análises de compras e comportamento dos clientes;
- c) Melhorar as estratégias de *marketing* com a criação de campanhas de *marketing* de precisão;
- d) Alcançar a sustentabilidade através de análises de risco de longo prazo.

Ainda de acordo com Wang e Wang (2020, p. 25), o objetivo final da aplicação de BD&A é gerar novos conhecimentos para a organização empresarial, que podem ser aplicados para desenvolver novos planos de negócios e/ou novos produtos, ampliar a carteira de clientes, criar regras para decisões baseadas em dados e elaborar novos materiais de *marketing*, entre outros usos.

De fato, as PME's, mesmo com limitações de receitas, também podem tomar proveito do uso de *Big Data* para agregar valor ao seu negócio (Noonpakdee; Phothichai; Khunkornsiri, 2018). A adoção de projetos de BD&A não devem limitar-se a grandes organizações. As PME's podem e devem explorar as vantagens da transformação digital e criar recursos e um ambiente favorável à exploração da análise de dados em larga escala. Porém, desafios são impostos pois existe a necessidade de saber lidar com aspectos organizacionais, tecnológicos, ambientais e governamentais (Maroufkhani; Wan Ismail; Ghobakhloo, 2020).

Com efeito, a adoção de tecnologias inovadoras com o avanço da utilização de dispositivos móveis e da popularização das mídias sociais pode produzir vantagens para o negócio e estimular o aproveitamento de oportunidades não só para as grandes corporações, mas também para as PME's. Desta forma, as PME's estão procurando formas e métodos para melhorar seu posicionamento competitivo no mercado e aumentar sua produtividade, fazendo cada vez mais uso de ferramentas de mídia social para se comunicar com seus clientes, parceiros e fornecedores. Há muitos desafios no uso de dados de mídia social, incluindo dados altamente não estruturados e fontes de dados incertas. As tecnologias de análise de mídias sociais podem não ser fáceis de usar (Robinson; Stubberud, 2011; peltier; Naidu, 2012).

De acordo com Asad *et al.* (2020, p.87), as PME's que desenvolveram recursos gerenciais e tecnológicos para aplicação de análise de dados tiveram melhor desempenho em comparação às outras PME's que não promoveram ações.

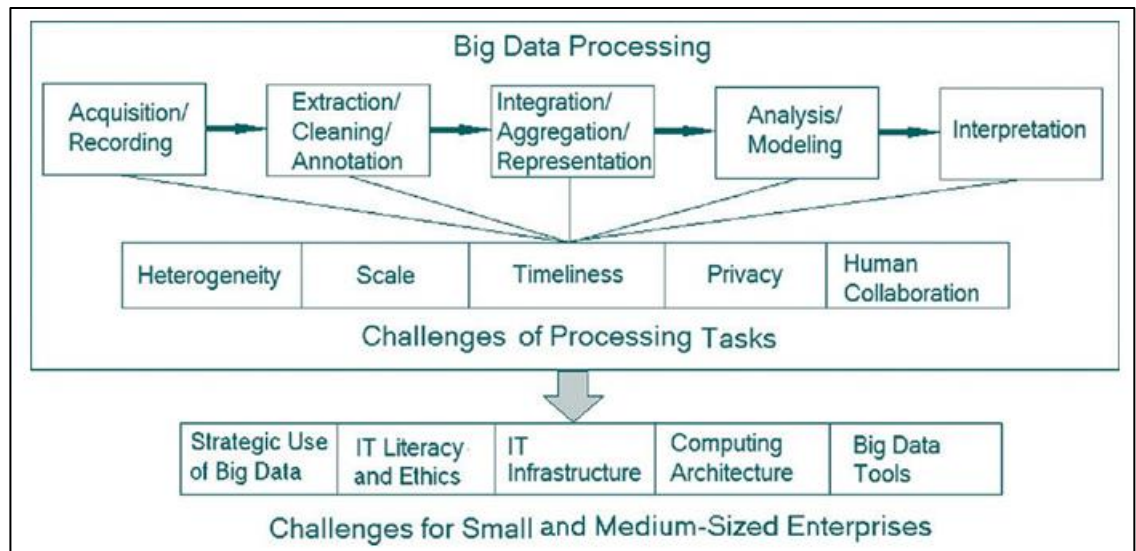
De fato, *Big Data & Analytics* (BD&A) tem sido reconhecido como um dos pilares da tecnologia do futuro e tem enorme potencial para oferecer valor aos negócios, porém, existe uma falta de compreensão sobre como as empresas lidam com este processo de implementação e geração de valor. As promessas da aplicação de BD&A não são adequadamente exploradas por empresas como as PME's. Estudos recentes apontaram que um número considerável de organizações pode não obter êxito na tentativa de alavancar o valor das oportunidades que BD&A podem produzir. Já outros pesquisadores colocam em dúvida a capacidade das empresas em obter melhorias de desempenho através de BD&A (Mikalef *et al.*, 2019).

A concorrência é apontada como um dos principais motivos para as PME's adotarem BD&A. Um acirrado ambiente de concorrência poderia forçar as PME's a adotarem BD&A para aumentar seu desempenho operacional e melhorar seu posicionamento de mercado (Tien *et al.*, 2020). Embora muitas grandes organizações estejam utilizando BD&A há algum tempo, as PME's estão atrasadas em relação ao uso destas tecnologias. Considerando o papel das PME's nas economias emergentes, a adoção de BD&A como uma estratégia de inovação não deve ser subestimada (Maroufkhani *et al.*, 2019). Além disso, um volume considerável de pesquisas acadêmicas tem enfatizado a importância do BD&A apenas para as grandes organizações (Akter *et al.*, 2016; Wamba *et al.*, 2017; Wang; Kung; Byrd, 2018).

No entanto, de acordo com Shin (2016, p. 12), Coleman *et al.* (2016, p. 24), Christina e Stephen (2017, p. 56), a maioria das PME'S reluta em utilizar técnicas de BD&A em seus negócios, ou não têm uso prático de investimentos em BD&A, o que se deve principalmente à falta de compreensão e conhecimento sobre o tema (Oussous *et al.*, 2018; Iqbal *et al.*, 2018). Alguns aspectos são relevantes no que se refere a insucessos em projetos de BD&A:

infraestrutura de TI privada, habilidades inadequadas, suporte frágil, tecnologias inadequadas para suportar dados não estruturados de alto volume, estratégia de BD&A não alinhada com a estratégia de negócios da organização, suporte de recursos financeiros limitado e líderes sem interesse em adotar novas tecnologias (Figura 7).

Figura 7 - Desafios para adoção de *Big Data & Analytics* em PME's



Fonte: Adaptado de ASAD *et al.* (2011).

Seguramente, as PME's fazem uso de diferentes aplicativos armazenam dados em bancos de dados separados, acarretando dados duplicados e relatórios imprecisos. Algumas PME's não possuem sistemas de gerenciamento de banco de dados. Os dados são mantidos em um formulário de papel ou em formato de planilha de cálculo. Muitas PME's não têm orçamento para investimento em TI e *Big Data*. Além disso, muitos gestores não têm nenhuma ideia sobre o que é *Big Data*. Alguns executivos acham que suas empresas são muito pequenas e não vale a pena implementar projetos de análise de dados. Eles não acreditam que o *Big Data* possa ajudar na melhoria do desempenho de seus negócios. Um estudo empírico envolvendo 40 PME's na Tailândia mostrou que 80% dos funcionários das PME's têm habilidades computacionais em nível baixo ou moderado, isto é, esses funcionários não possuem conhecimento nem habilidades suficientes sobre ciências de dados para lidar com *Big Data*, necessitando, portanto, de algum treinamento especializado. Por outro lado, algumas PME's consideram o *Big Data* como um elemento importante para melhorar seu desempenho, mas não se esforçam o suficiente para conseguir resultados práticos (Noonpakdee; Phothichai; Khunkornsiri, 2018).

A adoção de uma nova tecnologia é um processo desafiador para as PME's, na medida em que implica em alterar os processos de trabalho. Para aumentar as chances de sucesso de

projetos BD&A, a tecnologia deve ser fácil de utilizar. De fato, quanto mais complexas as tecnologias, maior o risco envolvido em sua adoção, principalmente por envolver aspectos importantes como segurança e privacidade de dados (Rogers, 2003). Sob o ponto de vista da segurança da informação em projetos de BD&A, existe uma preocupação com o uso de ferramentas de terceiros (Benlian; Hess, 2011) e com a adoção de serviços de computação em nuvem (Priyadarshinee *et al.*, 2017). Geralmente, as empresas que estão dispostas a implementar projetos de BD&A em seus negócios começam com a terceirização de todas (ou boa parte) das iniciativas, pois não possuem capacidade suficiente para construir e sustentar o ambiente de BD&A com recursos próprios. Além disso, projetos de BD&A implicam em novos conhecimentos técnicos e inovações. A terceirização das atividades pode elevar as preocupações com segurança e privacidade, uma vez que há o compartilhamento de dados com fornecedores, que deve possuir mecanismos robustos de controle sobre as informações (Wood, 2013).

Por outro lado, alguns fatores são primordiais para o sucesso em projetos de BD&A em PME's, como o apoio da alta gestão e a prontidão organizacional. Ao oferecer suporte, os gestores desempenham um papel de facilitadores do processo ao propiciar condições para a gestão as mudanças organizacionais, em termos de valores e cultura, o que permite que outros membros das organizações tenham uma menor resistência às mudanças de tecnologia e processos (Premkumar; Potter, 1995; Vahtera, 2008; Karahanna; Preston, 2013). De fato, o apoio da alta gestão pode incentivar a mudança por meio de colaboração e do fortalecimento de valores e visão sistêmica, apesar dos gestores das PME's serem menos propensos a adotar novas tecnologias (Chen; Preston; Swink, 2015; Alshamaila; Papagiannidis; LI, 2013). Já a prontidão organizacional refere-se à disponibilidade de recursos para utilização de tecnologias, como, por exemplo, BD&A. Em outras palavras, trata-se da capacidade de articulação de determinado grupo de organizações em termos de adoção e gestão de novas tecnologias, na medida em que compartilham recursos e conhecimentos técnicos (Chen; Preston; Swink, 2015). Estudos indicam que o sucesso ao adotar novas tecnologias está relacionado com o grau de prontidão das organizações e a capacidade para aplicar e sustentar as novas tecnologias de forma duradoura (Yoon; George, 2013).

Antes de implementar soluções complexas de *Big Data*, é necessário tomar algumas medidas preliminares básicas. Para as PME's que não possuem sistemas de gestão informatizados, o primeiro passo é desenvolvê-los, de forma que eles possam auxiliar no gerenciamento do *core business*, podendo ser utilizadas plataformas em nuvem, que em geral oferecem uma economia com implantação, além de serem escaláveis (acompanhar o crescimento do negócio). Um *software* de código aberto, como Apache Spark® ou Hadoop®

também pode ser considerado, integrado com algum sistema de gerenciamento de banco de dados, como, por exemplo, MongoDB®. De qualquer forma, independente da tecnologia a ser adotada, o envolvimento dos gestores e/ou proprietários é fundamental, sendo necessário o desenvolvimento de uma cultura de orientação por dados em conjunto com um processo bem definido de gestão de mudanças, onde as vantagens da aplicação de *Big Data* devem ser abordadas. O passo seguinte é a implementação de uma estratégia onde as principais metas organizacionais devem ser definidas. Uma estrutura mínima para aplicar projetos de *Big Data* deve ser adotada, considerando aspectos como definição de problemas do negócio, roteiros de projetos para análise de dados, definição de fontes de dados, seleção de ferramentas de TI mais adequadas para aplicar ao problema que se pretende resolver ou mitigar, integração com os sistemas de TI e definições sobre treinamento. Além disso, métodos e modelos devem ser desenvolvidos para medir, analisar e visualizar dados. Cooperação com entidades governamentais ou necessidade de apoio de especialistas podem ser necessários durante a implementação do *Big Data* (Noonpakdee; Phothichai; Khunkornsiri, 2018).

O aprofundamento sobre este tema pode ser útil ao oferecer diretrizes para os formuladores de políticas, em especial para países em desenvolvimento, visto que a maioria dos países desenvolvidos já possui iniciativas e programas para adoção de novas tecnologias para análise de dados. Já os países em desenvolvimento necessitam seguir o mesmo caminho, pois enfrentam desafios críticos, como recursos inadequados de Tecnologia da Informação e Comunicação e deficiência de especialistas (Narwane *et al.* 2020). Por isso temos a necessidade de mais estudos, diretrizes e modelos, em especial visando auxiliar as PME's a tomarem proveito de todas as vantagens que podem ser alcançadas em termos de desempenho organizacional. Os tomadores de decisão das PME's precisam aprimorar sua compreensão e conhecimento acerca da utilização efetiva de BD&A. De fato, as PME's podem e devem tomar decisões adequadas e lógicas e aproveitar as oportunidades para aumentar a cooperação e inovação com fornecedores e governo para investir mais no uso de tecnologias modernas digital. Por outro lado, os governos também precisam criar ambientes propícios e adequados para que as PME's sejam estimuladas a adotarem novas e avançadas tecnologias. As organizações precisam criar uma cultura de orientação por dados, para aumentar as chances de um projeto de transformação digital bem-sucedido (Rialti *et al.*, 2018). Estudos futuros podem explorar a coleta de informações diretamente com os colaboradores envolvidos nos projetos de BD&A, além das pessoas envolvidas na alta gestão, através de métodos qualitativos, como, por exemplo, grupo focal e observações de campo (Maroufkhani; Wan Ismail; Ghobakhloo, 2020).

4.2.8 A globalização e a competitividade para as PME's

De acordo com Raymond (2003, p. 25), a globalização, a internacionalização dos mercados, a economia do conhecimento, o comércio eletrônico e as novas formas de organização (empresas em rede, empresas virtuais) estão entre os fenômenos interrelacionados cujo surgimento coloca novos desafios para a sobrevivência e adaptação das PME's.

Com efeito, é essencial que as organizações sejam capazes de detectar tais fenômenos e compreender as questões estratégicas que decorrem de uma economia global por meio de um diagnóstico dos seus aspectos competitivo, comercial, tecnológico, político, jurídico e social das PME's. Estas atividades de diagnóstico ambiental constituem um modo fundamental de aprendizagem organizacional na medida em que a adaptação e a competitividade das PME's dependem de seu conhecimento e interpretação das mudanças que ocorrem em seu ambiente (Beal, 2000; Choo, 1998; Raymond; Lesca, 1995).

Mais especificamente, as atividades de varredura do ambiente organizacional devem fornecer informações sobre (Raymond, 2003):

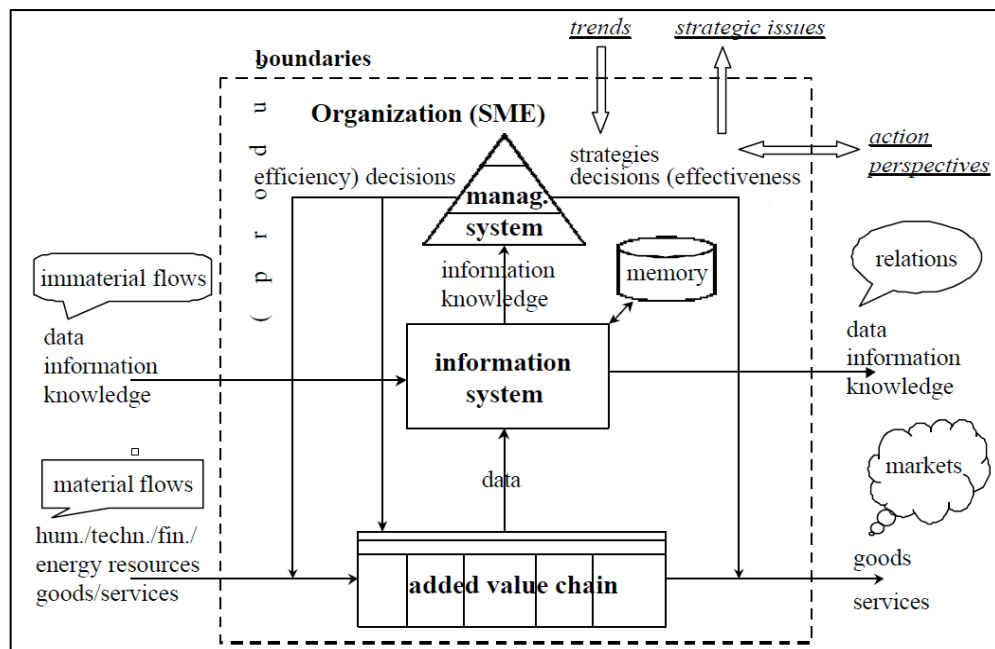
- a) As importantes tendências e rupturas no novo ambiente econômico e concorrencial das PME;
- b) Os fatores de desenvolvimento, as principais competências, habilidades e práticas de negócios exigidas ou impostas por esse novo ambiente;
- c) As questões estratégicas da adaptação das PME às novas exigências do novo ambiente nos próximos anos;
- d) As questões estratégicas da elaboração e implementação de um plano de desenvolvimento organizacional para as PME com envolvimento das partes interessadas.

As PME's devem dar ênfase nas suas condições de transição e adaptação para uma nova economia do conhecimento, envolvendo competências organizacionais e tecnológicas. Um ponto de partida pode ser a implementação de uma estratégia de triangulação envolvendo resultados organizacionais, realidades da PME e suas redes de apoio, tais como agências do governo, universidades e empresas de consultoria (Raymond, 2003).

As questões estratégicas da globalização, da economia do conhecimento e da competitividade das PME's não são restritas à complexidade, incerteza e ambiguidade do novo ambiente empresarial. As PME's e suas redes de apoio devem, primeiramente, ser capazes de apreender essa complexidade para dominá-la (Elenkov, 1997). A este respeito, o primeiro passo consiste em identificar as partes interessadas, isto é, qualquer entidade que tenha potencial para

ser a fonte ou o alvo das atividades da PME. As principais partes interessadas são os parceiros de negócios tradicionais (clientes, fornecedores, bancos) com os quais a PME tem uma relação de trocas materiais (produtos e serviços) e trocas imateriais (dados, informações, conhecimento). Os atores no ambiente da empresa (centros de pesquisa, universidades, indústrias e associações profissionais, agências governamentais) constituem sua infraestrutura de desenvolvimento e podem auxiliar fortemente as PME's na sua busca pela competitividade, fornecendo recursos, informações e conhecimentos adicionais, constituindo novas formas de relações organizacionais, tais como alianças estratégicas, empresas em rede e empresas virtuais (Figura 8).

Figura 8 - As PME's, seus ambientes e subsistemas



Fonte: Raymond (2003).

Os principais elementos destes subsistemas organizacionais são (Raymond, 2003):

- A cadeia de valor agregado, ou seja, os processos de negócios que transformam os recursos provenientes do ambiente, agregando valor a eles, a fim de produzir e vender produtos e serviços;
- O sistema de gestão, de onde emanam estratégias e decisões (planejamento, organização, controle) em relação à produtividade e competitividade da cadeia de valor;
- O sistema de informação, baseado nas tecnologias da informação e da comunicação.

A cadeia de valor é composta por atividades primárias (logística, produção, vendas) e atividades de apoio (desenvolvimento de pessoas, desenvolvimento de produtos). Já o sistema de informação (SI) constitui a memória organizacional e processa dados e informações para

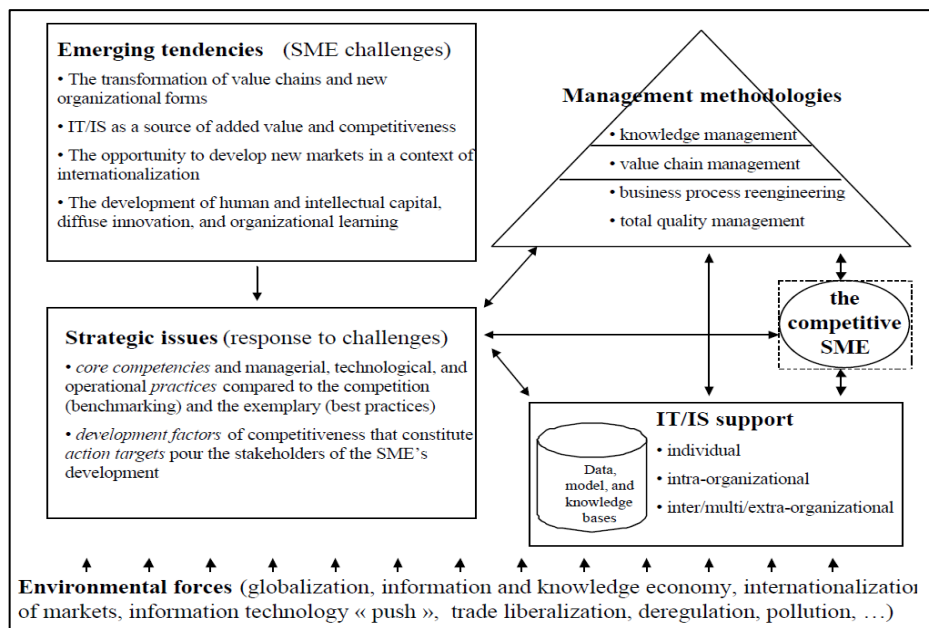
apoiar as operações da cadeia de valor, auxiliar a gestão e a tomada de decisão bem como contribuir com as relações entre a organização e seu ambiente (Raymond, 2003).

Ainda segundo Raymond (2003, p. 11), em relação às questões de competitividade neste novo ambiente de negócios, as PME's devem recorrer às suas estratégias competitivas, atualizando os objetivos destas estratégias em relação à clientes, fornecedores e as partes interessadas e implementando ações na cadeia de valor com vistas a:

- a) Diferenciação dos produtos e serviços oferecidos;
- b) Redução dos custos de produção e de transação e o aumento da produtividade;
- c) Inovação na forma de novos produtos, serviços e novas formas de fazer as coisas;
- d) Crescimento, através do desenvolvimento de novos mercados;
- e) Alianças estratégicas, através de redes, definição de novos modelos de negócio, tais como terceirização ou virtualização de atividades da cadeia de valor.

Desta forma, ainda de acordo Raymond (2003, p. 11), os fatores determinantes para a competitividade das PME's são apresentados abaixo (Figura 9):

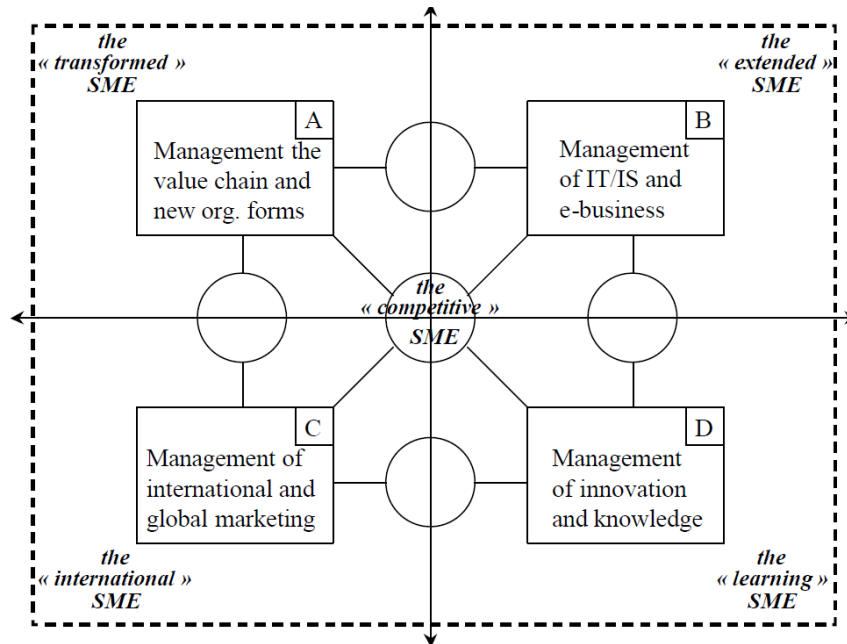
Figura 9 - Fatores determinantes para a competitividade das PME's



Fonte: Raymond (2003).

Ainda de acordo com Raymond (2003, p. 13), as tendências emergentes das PME's surgem das forças ambientais (globalização, economia do conhecimento, exigências do mercado por produtos e serviços inovadores, etc.) e representam verdadeiros desafios para a gestão, conforme abaixo (Figura 10):

Figura 10 - Desafios das PME's na busca por competitividade



Fonte: Raymond (2003).

Os desafios são enfrentados à medida em que as PME's buscam:

- a) A transformação da gestão da cadeia de valor através de novas formas organizacionais;
- b) A transformação das tecnologias da informação, dos sistemas de informação e do comércio eletrônico como fontes de valor para o negócio e vetores de competitividade;
- c) A oportunidade de desenvolver novos mercados em um contexto da economia do conhecimento;
- d) O desenvolvimento do capital humano e intelectual, da inovação e da aprendizagem organizacional.

Segundo Raymond (2003, p. 16), as questões estratégicas decorrentes dos problemas contemporâneos das PME's determinam sobretudo as suas metodologias de gestão reais e potenciais. As respostas aos desafios compreendem a necessidade de definição das competências essenciais ou necessidades de qualificação das PME's em relação às suas práticas de gestão (sistema de gestão), práticas tecnológicas (sistema de informação) e práticas operacionais quando comparadas com a concorrência. O desenvolvimento contínuo destas competências são fatores fundamentais para a competitividade das PME's, devendo incluir:

- a) Gestão da qualidade;
- b) Reengenharia de processos de negócios;

- c) Gestão da cadeia de valor;
- d) Gestão do conhecimento.

Assim, uma PME terá vantagem competitiva se tiver êxito em:

- a) Alargar as suas fronteiras na busca por novas soluções para seus desafios;
- b) Reforço das relações com os seus parceiros, com o desenvolvimento contínuo de laços comerciais;
- c) Aumentar a participação nos mercados, desenvolvendo infraestruturas de transações e trocas de informações antes, durante e após a venda.

Por fim, ainda segundo Raymond (2003, p. 17), o desenvolvimento destas competências também depende cada vez mais dos sistemas de suporte de TI/SI, que englobam aspectos relacionados à *hardware* e *software*, com o objetivo de atualizar e explorar a memória organizacional (dados, modelos de análise de dados e bases de conhecimento) para fins competitivos.

As atividades em uma cadeia de valor são os processos de negócio na terminologia que temos adotado neste trabalho. Portanto quando o autor traz para o centro de sua argumentação o valor adicionado pela cadeia de valor reforça ainda mais a prioridade que estabelecemos no estudo dos processos organizacionais e como adaptá-los para o melhor aproveitamento, dentro das limitações de pequenas empresas, das tecnologias e métodos de análise de dados.

4.2.9 Adoção de análise de dados em PME's

Uma das chaves da estratégia de negócios para criar vantagens competitivas é entender os dados que as empresas geram em seu próprio negócio. O processamento de informações tornou-se gradualmente a base para alcançar vantagem competitiva. A organização tem que acreditar que tem a informação certa, no momento certo e disponível para as pessoas certas. Entretanto, a oferta de soluções de análise de dados para PME's têm poucas alternativas, pois o público-alvo dos fornecedores de soluções são as grandes empresas, devido à sua maior receptividade em acolher projetos desta natureza e pela sua capacidade financeira. Por muito tempo, grandes empresas perceberam a importância dos dados existentes em seus sistemas de informação e começaram a investir em sistemas com grande capacidade analítica. Apenas recentemente algumas PME's começaram a reunir requisitos para adotar soluções de análise de dados e inteligência de negócios (Guarda *et al.*, 2013).

De fato, com a análise de dados, as organizações podem integrar poderosas ferramentas, realizar análises, gerar relatórios padronizados, adotar um sistema de monitoramento com

diversas métricas, prover uma melhor integração entre os dados, entre outras funcionalidades, dentro de uma arquitetura orientada a serviços, essencial para a gestão empresarial, pois permite orientar os gestores em uma direção estratégica, visando obter informações de qualidade, propiciando o estabelecimento de normas e procedimentos que visam garantir o cumprimento dos objetivos da organização (Guarda *et al.*, 2013).

Importante salientar que inteligência de negócios não é apenas uma tecnologia nem tampouco apenas uma metodologia. É uma nova e poderosa abordagem de gerenciamento que, quando feita corretamente, pode fornecer conhecimento, eficiência, melhores decisões e lucro para qualquer organização que aposta no potencial que os dados podem oferecer. Muitos benefícios podem ser alcançados com a implementação bem-sucedida de projetos de análise de dados: permitir ajustar a oferta de produtos e serviços aos clientes, explorar um modelo de precificação mais competitivo, tomar a decisão de substituir o mercado atual por novos mercados, entre tantos outros (Williams; Williams, 2010). Em outras palavras, adotando projetos de inteligência de negócios, as PME's podem, por exemplo, compreender de forma sistemática as informações de vendas e orientar as políticas comerciais para as necessidades específicas dos clientes, ao mesmo tempo em que permitem atrair novos clientes e reter clientes antigos com produtos de valor agregado (Green, 2007). Além disso, a análise de dados históricos através de ferramentas de inteligência de negócios, por exemplo, permite que as PME's tomem decisões estratégicas relevantes através de técnicas exploratórias de grandes volumes de dados, potencializando análises de padrões até então desconhecidos, o que é uma vantagem importante na compreensão dos processos de negócio (Guarda *et al.*, 2013).

Em tempo, a complexidade do ambiente de negócios de hoje exige que as empresas sejam ágeis e proativas em relação aos processos de tomada de decisão. Desta forma, torna-se fundamental compreender as informações do passado para acompanhar e prever eventos futuros. Este fator leva muitas organizações a adotarem sistemas de inteligência de negócios em seus processos de negócio (Marjanovic, 2007).

De acordo com Lönnqvist (2006, p. 32), as ferramentas de inteligência de negócios têm uma série de vantagens para as empresas, com destaque para:

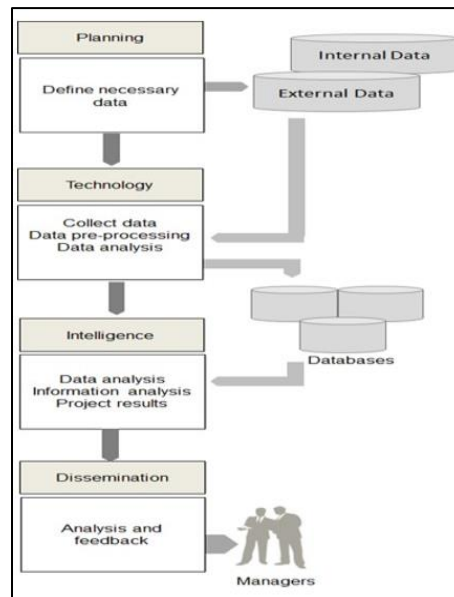
- a) A redução da dispersão de informações;
- b) Maior margem de interação entre os usuários;
- c) Facilidade de acesso à informação;
- d) As informações estão disponíveis em tempo real;
- e) Versatilidade e flexibilidade na adaptação à realidade da empresa;
- f) Útil no processo de tomada de decisão.

Além destes benefícios, destaca-se que a utilização de análise de dados é a capacidade de descobrir relacionamentos que não eram conhecidos anteriormente (Schaeffer; Olson, 2014).

De acordo com Guarda *et al.* (2013, p. 76), no ambiente empresarial em constante mutação, independentemente do tamanho da organização, verifica-se que as exigências ao nível das tecnologias da informação, os desafios do mercado e as pressões empresariais são aspectos relevantes. As PME's estão cada vez mais pressionadas a adaptar-se a esta abordagem orientada por dados. Quatro aspectos-chave são fundamentais quando se trata de implementação de análise de dados em PME's (Figura 11):

- a) Planejamento: definir um problema, buscar fontes de dados que serão utilizados na tentativa de resolver o problema, planejar os recursos necessários para adotar a análise de dados (pessoas, processos, sistemas etc.);
- b) Tecnologia: utilizar os recursos de *hardware* e *software* de forma integrada, executando a análise desde a coleta dos dados brutos até a apresentação visual final dos dados, geralmente no formato de *dashboards*;
- c) Inteligência de negócio: deve levar em consideração um dos aspectos mais importantes de um projeto de análise de dados: determinar o que precisa ser avaliado e como ser avaliado. Uma das formas mais usuais é a definição dos fatores de críticos de sucesso do negócio, sendo cada fator determinado por métricas apropriadas para avaliar o que está sendo executado. Tais métricas suportarão a arquitetura da solução de análise de dados. As PME's possuem uma desvantagem relacionada ao fato de que seus gestores podem não estão habituados a gerenciar a organização por métricas.
- d) Disseminação: permitir a interpretação dos dados obtidos, compartilhando o conhecimento com as partes interessadas.

Figura 11 - Aspectos-chave para adoção de análise de dados em PME's



Fonte: Guarda *et al.* (2013).

De fato, para que uma PME possa fazer uso efetivo de análise de dados, é necessário um sistema informatizado para capturar, limpar, gerenciar e processar os dados. Sistemas, ou grandes partes dos sistemas, já podem estar em uso em uma pequena empresa. Por exemplo, uma pequena empresa com presença na internet pode rastrear visitantes on-line para seu site através de uma tecnologia simples, como cookies ou ferramentas mais sofisticadas. Os proprietários de pequenos negócios podem rastrear a origem de cada internauta que visitou o *website* da empresa, quanto tempo permaneceram online além de quais *links* foram acessados. Essas informações podem ser usadas, por exemplo, em campanhas de *marketing* direcionadas (Schaeffer; Olson, 2014).

Além disso, existem diversas tecnologias que as PME's podem fazer uso para capturar, como, por exemplo, um Sistema de Gestão de Relacionamento com o Cliente ou *Customer Relationship Management* (CRM). Também podem fazer uso de ferramentas de *e-mail marketing* e sistemas de comércio eletrônico para vendas e pagamentos eletrônicos, por exemplo. Uma outra possibilidade é capturar dados oriundos de sistemas telefônicos de voz sobre IP, ou *Voice of Internet Protocol* (VoIP), apenas para citar outro exemplo. Em muitos casos, essas tecnologias são fornecidas às PME's por outras empresas, como Salesforce.com® para CRM ou ferramentas como Wordpress® para aplicações específicas (Cenicola, 2013).

Devido à dimensão e às características específicas, o poder de negociação das PME's é limitado. A escolha de um sistema de análise de dados adequado é estratégica. Porém, existem poucas alternativas voltadas para as PME's. Uma alternativa viável para as PME's pode ser a

adoção de soluções em nuvem, conhecidas como *software-as-a-service* – *SaaS* (Guarda *et al.*, 2013). Muitos fornecedores líderes de mercado oferecem soluções para serem utilizadas em projetos de análise de dados, incluindo o *Microsoft Azure*®, *Google Cloud Big Table*®, *Amazon AWS*® (*Amazon Web Services*) com *Elastic MapReduce*® e *Salesforce Analytics Cloud*®. Essas soluções fornecem os recursos de análise, processamento, armazenamento e visualização para transformar dados em *insights* (Kalan; Unalir, 2016). Observa-se que ferramentas gratuitas como o *Google Analytics*® estão disponíveis e poderiam ser adotadas pelas PME's. Além disso, ferramentas como o *Google Activate*® podem ser utilizadas por quaisquer pessoas para tomar proveito das informações reveladas pelo *Google Analytics*® (Mattera, 2018).

Apesar dos esforços organizacionais, não é garantido que um sistema de análise de dados gere um retorno sobre o investimento, porque nem todas as empresas foram bem-sucedidas com a adoção de tais soluções. Mas um projeto de análise de dados bem planejado, adequado à realidade da organização e com uma visão integrada pode criar a vantagem competitiva necessária para que as PME's sejam bem-sucedidas. O primeiro passo para a geração de valor pode ser a identificação dos processos de negócios, das partes interessadas e suas atribuições e os requisitos funcionais e as informações necessárias para a produção de relatórios analíticos (Guarda *et al.*, 2013).

4.2.10 PME's e adoção de Governança de Dados

Por governança, entende-se como a forma como uma organização garante que as estratégias estabelecidas serão supervisionadas, ao fornecer direção estratégica de esforços, garantir um gerenciamento de riscos eficaz e permitir uma correta utilização dos recursos da empresa, em especial, os recursos de TI. Atualmente, a área de TI faz parte da espinha dorsal de quase todas as organizações e a governança de TI é parte integrante de qualquer estratégia de negócios. Empresas com visão de futuro reconhecem que as soluções de governança de dados por si só são cada vez mais caras e não conseguem lidar com a realidade empresarial, em especial para as PME's. Por isso, é muito importante implementar um Plano de Governança de Dados, isto é, uma abordagem estratégica de inteligência de negócios que apoie as operações das PME's, baseada nas melhores práticas de análises de dados, gerando valor para a organização, através da utilização de uma abordagem de sistemas que seja capaz de executar dinamicamente um processamento analítico de um conjunto de informações através do uso de tecnologia digital (Barrenechea *et al.*, 2019).

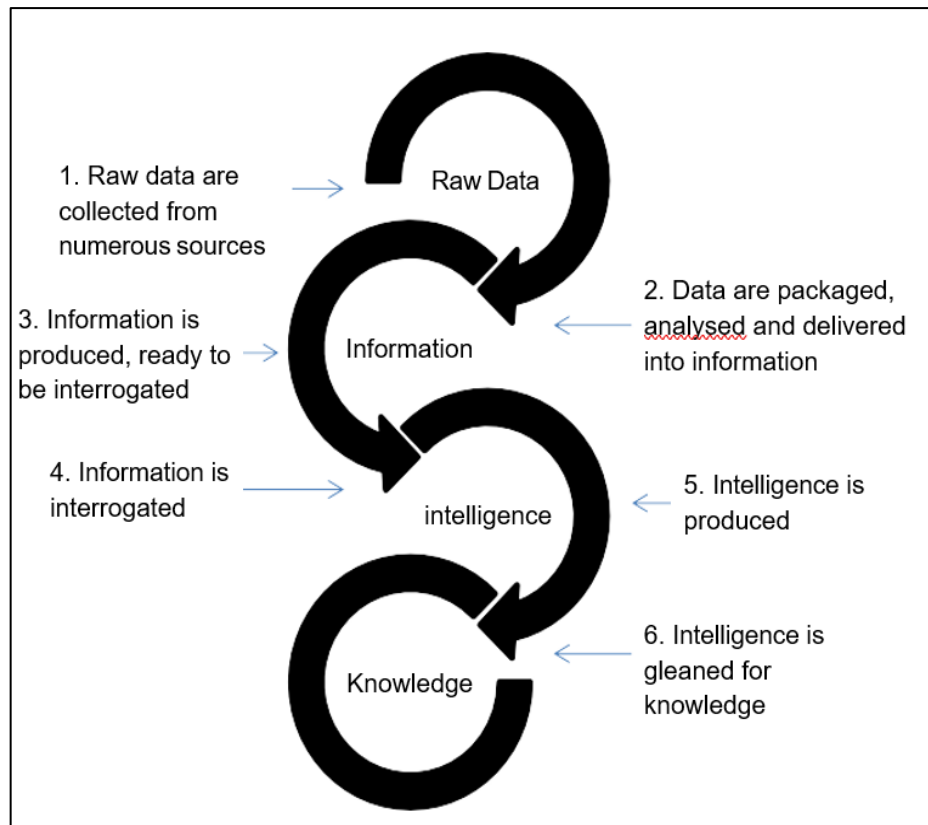
Para tanto, a primeira etapa consiste em fazer um diagnóstico da situação atual dos dados da PME, identificando fontes de informação, pessoas ou entidades que utilizam os dados e definindo um plano de Governança de Dados alinhado com a estratégia de negócios. Em seguida, deve-se definir uma arquitetura de dados de negócios, especificações e modelo de dados com base nas informações mais relevantes para tomada de decisão, criando uma fonte de dados centralizadora que permita a visualização dos dados em forma de painéis com indicadores de gestão. Por fim, a preocupação com a qualidade dos dados deve ser constantemente avaliada, separando informações úteis das não úteis, verificando se o formato dos dados é o mais adequado para cada tipo de análise, eliminando atributos repetidos e fora de um padrão pré-determinado (Barrenechea *et al.*, 2019).

4.2.11 PME's e Inteligência de Negócios (BI)

As principais diferenças entre grandes corporações e PME's incluem o fato de que, primeiro, o processo de tomada de decisão para as PME's é principalmente informal e centralizado em torno de proprietários-gestores, que enxergam a inteligência de negócios como uma função de suporte para as equipes de *marketing* e vendas. Este fato implica que o papel estratégico da inteligência de negócios não é devidamente explorado (Ojiako *et al.*, 2015). Embora estudos apontem para uma relação positiva entre performance e inteligência de negócios, a inteligência de negócios ainda necessita de desenvolvimento (Elbashir *et al.*, 2008; Lichtenthaler, U.; Lichtenthaler, E.; Frishammar, 2009; Veugelers; Bury; Viaene, 2010).

Com efeito, a inteligência de negócios pode ser concebida como um processo, um produto e uma ferramenta de apoio para os negócios. Como um processo na medida em que dados oriundos de inúmeras fontes (dados brutos). Em seguida, os dados brutos são transformados (empacotados, analisados), gerando um conjunto de informações, prontas para serem interrogadas. Em seguida, informações são questionadas, transformando-se em inteligência de negócio. Por fim, a inteligência produzida é coletada para fins de geração de conhecimento (Figura 12). Como produto, os dados passam por etapas de agrupamento, análise propriamente dita depois são disponibilizados, de forma a estarem prontos para serem contextualizados. Como ferramenta de suporte, as informações são avaliadas para fornecer inteligência para o negócio, gerando o conhecimento necessário para tomar decisões obtidas a partir desta inteligência (Maguire; Ojiako; Robson, 2009).

Figura 12 - Geração de conhecimento através da inteligência de negócio



Fonte: Ojiako *et al.* (2015).

A noção de inteligência de negócios abrange aspectos éticos e legais, onde faz-se necessária uma eficiente intervenção humana na coordenação de três dimensões: processos, produto e ferramentas de apoio. Portanto, a intervenção humana é o elemento chave da inteligência de negócios, e não a tecnologia (Day; Schoemaker, 2004). De fato, a intervenção humana supera significativamente qualquer benefício potencial oriundo da tecnologia. A tecnologia, por si só, é incapaz de interpretar o verdadeiro significado do conhecimento produzido pela inteligência de negócio, evidenciando, portanto, o papel fundamental de atuação dos proprietários-gestores das PME's em relação à adoção de inteligência de negócio (Sandow-Quirk, 2002).

Embora uma extensa pesquisa tenha sido conduzida em BI dentro de grandes empresas, estudos empíricos estendidos ao seu uso dentro das PME's são limitados. Groom e David (2001, p. 12) e Tarraf e Molz (2006, p. 24) sugerem que as PME's parecem não reconhecer a importância do BI. Em outras palavras, as PME's e as grandes empresas não compartilham perspectivas semelhantes sobre o papel da inteligência de negócio (McCrohan, 1998; Sugawara, 2004; Zhang, 2008). Sobre o tamanho e estrutura da organização, segundo Groom e David (2001, p. 20), empresas com maior número de funcionários são mais propensas a se envolver

em BI. Song, Wang e Parry (2010, p. 557) constatou que o desempenho de novos negócios tem uma correlação positiva com o uso de processos formalizados de utilização de inteligência de negócio apoiadas por estruturas organizacionais formais. A relação entre estruturas organizacionais formais e a utilização da inteligência de negócio é provavelmente explicada por um estudo conduzido por Vaghely e Julien (2010, p. 75) que apontou que, se não for apropriadamente gerenciado, o processamento extensivo de informações necessário para apoiar operações de BI poderia atenuar ou dificultar a capacidade das PME's em identificar oportunidades de negócio. E tais oportunidades não têm foco apenas em clientes, mas na concorrência, mercado, aspectos técnicos, desenvolvimento de tecnologia e envolvimento através de parcerias, ou seja, a inteligência de negócios implica em uma visão holística que permite incorporar conhecimento (Ojiako *et al.*, 2015).

4.2.12 PME's e tomada de decisão baseada em informações

Existe uma carência de pesquisas sobre o estilo de tomada de decisão em PME's. Não há consenso na literatura sobre a melhor estratégia para tomada de decisão adotada pelas PME's. Scott e Bruce (1995, p. 21) identifica quatro estilos de tomada de decisão no ambiente organizacional: a) heurística / intuição, b) tomada de decisão racional, c) *networking* e d) estilo baseado na prevenção. Gigerenzer e Gaissmaier (2011, p. 454) definem o estilo a) heurística/intuição como uma estratégia que se alinha com parte da informação, para tomar decisões de forma mais rápida, frugal. Um exemplo de uso deste estilo pode ocorrer em uma situação de recrutamento: embora o tomador de decisão tenha acesso a dados estruturados de diversos sites de emprego sobre possíveis candidatos, o tomador de decisão prefere selecionar os candidatos de forma heurística, podendo também, neste caso hipotético, tomar a decisão pelo estilo c) *networking*. Neste exemplo, as decisões são tomadas espontaneamente e não incorporadas em um processo de negócios padrão, refletindo um estilo de gestão pessoal e individual dependente basicamente da intuição. É importante observar que somente o estilo b) tomada de decisão racional é compatível com o uso de ferramentas de BI&A (Davenport; Harris; Morison, 2010; Seddon *et al.*, 2017). De fato, no contexto dos sistemas intraorganizacionais, a tomada de decisão é frequentemente contínua e contextual e envolve aspectos como análise de dados racional e profunda e projeções de estados futuros (Power; Gruner, 2017).

A tomada de decisões orientadas por informações avalia a forma como as decisões organizacionais são tomadas em um processo sistemático e planejado, apoiado por informações

úteis e utilizáveis resultantes da análise de dados verificáveis (Buchanan; O'connell, 2006; Davenport, 2006; Davenport, 2009; Davenport; Harris; Morison, 2010; Ransbothan; Kiron; Prentice, 2017; Schoemaker; Krupp, 2015; Schoemaker; Tetlock, 2017).

Para implementar um processo de tomada de decisões orientadas por informações, primeiramente é necessário garantir que os colaboradores obtenham o acesso adequado aos dados relevantes (disponibilidade dos dados). Além disso, os processos e decisões de negócios devem ser suportados por dados de boa qualidade (qualidade dos dados). Em seguida, esses dados devem ser processados para transformá-los em informações significativas e relevantes (análise dos dados em si), que serão utilizadas para apoiar decisões e incentivar a continuidade organizacional em termos da utilização de informações, promovendo a tomada de decisão através de uma abordagem sistêmica e planejada, de forma que possa contribuir para melhorar seu desempenho, aptidão para inovar e obter, assim, vantagem competitiva (Parra *et al.*, 2019).

A disponibilidade dos dados está relacionada com a capacidade da organização em tornar acessível e disponível aos usuários finais os dados necessários e relevantes em tempo hábil, de uma forma eficiente e precisa, a fim de apoiar processos e decisões de negócios (Halper; Stodder, 2014; Ransbothan; Kiron; Prentice, 2017). Alguns aspectos estão relacionados à disponibilidade dos dados:

- a) Infraestrutura: este aspecto compreende e descreve os elementos relacionados às tecnologias, arquitetura e integração existentes na organização para garantir a disponibilidade e o acesso adequados aos dados que suportam processos e decisões de negócio (Halper; Stodder, 2014). Em outras palavras, para aplicar BD&A, uma PME deve estabelecer estruturas físicas de computação que incluem instalações técnicas, computadores, redes de comunicação com fio ou sem fio e ferramentas de computação (Niehm *et al.*, 2010). Porém, a maioria PME's possuem infraestruturas de TI e sistemas de informação extremamente simples (Zhang; Li; Ziegelmayer, 2009).
- b) Governança: refere-se à implementação de processos, controles e práticas de governança de dados para garantir uma estratégia coerente, com uma clara definição de responsabilidades, a fim de obter-se uma gestão eficiente de ativos de dados, que permitam à organização fornecer aos usuários o acesso mais adequado possível aos dados (Halper; Stodder, 2014; PROBST *et al.*, 2013; Ransbothan; Kiron; Prentice, 2017).
- c) Propriedades dos dados: este aspecto está relacionado a qualidade, elementos, particularidades e formatos em que os dados, compreendendo aspectos relacionados

deste e desde sua definição, características e fontes de dados até o grau em que são compartilhados. Em outras palavras, as propriedades dos dados estão relacionadas ao acesso e disponibilidade de metadados, isto é, dados que descrevem outros dados, a fim de padronizar seu conteúdo e estrutura para torná-los rastreáveis, isto é, de forma que sua origem possa ser facilmente identificada (Halper; Stodder, 2014; Probst *et al.*, 2013).

Em relação à qualidade dos dados, este aspecto constitui um fator fundamental a ser considerado pelas organizações a fim de suportar tomadas de decisões de negócios baseadas em informações. Obviamente os dados devem ser precisos, relevantes e confiáveis (Parra *et al.*, 2019). Os problemas de qualidade dos dados são frequentes em muitas organizações e suas consequências vão além de levar as organizações a tomarem más decisões. Pior do que isto, aplicar análise de dados com dados de baixa qualidade geram uma cultura negativa (Batini, *et al.*, 2009; Halper; Stodder, 2014). Garantir a qualidade dos dados é uma questão complexa que requer uma boa combinação de metodologia, padrões, habilidades, tecnologia e pessoas (Madnick *et al.*, 2009; Shankaranarayan; Ziad; Wang, 2003). Isto inclui, portanto, o estabelecimento de taxonomias de dados e normas para definição, codificação e compartilhamento de dados (Halper; Stodder, 2014; Shankaranarayan; Ziad; Wang, 2003). Além disso, as organizações devem fazer uso de um conjunto estruturado e sistemático de técnicas e protocolos aplicados para garantir a qualidade dos dados, através da utilização de ferramentas e técnicas de análise de dados. Por fim, as pessoas devem possuir habilidades e conhecimentos técnicos para garantir a qualidade dos dados, bem como o nível em que tais capacidades são disseminadas e consolidadas em todos os níveis da organização, incluindo treinamentos e consultorias especializadas, promovendo, desta forma, uma cultura baseada em dados (Halper; Stodder, 2014; Oliveira; Rodrigues; Henriques, 2005; Shankaranarayan; Ziad; Wang, 2003).

Sobre o processo de análise de dados em si, envolve o processamento de um ou mais conjuntos de dados visando transformá-los em informações úteis e descobrir seus valores ocultos, fornecendo *insights* que apoiem a tomada de decisões (Davenport, 2009; Davenport; Harris; Morison, 2010; Halper; Stodder, 2014; Probst *et al.*, 2013; Ransbothan; Kiron; Prentice, 2017; Ransbothan; Kiron; Prentice, 2017; Schoemaker; Tetlock, 2017). *Softwares* específicos são necessários para acessar as bases de dados, limpar os dados, classificá-los, agrupá-los, modificá-los e disponibilizá-los de forma que possam ser representados visualmente e garantir que sejam compreensíveis, úteis e eficientemente utilizáveis por todos os níveis da organização. Desta forma, procedimentos, normas e protocolos devem ser aplicados durante o processo de análise dos dados, onde diferentes tipos de análises podem ser aplicados desde que haja clareza na finalidade da análise (qual problema espero resolver com o resultado do processo de análise

de dados) e qual a melhor abordagem deve ser adotada, ou seja, quais as ferramentas e técnicas são mais apropriadas para cada tipo de análise.

Um outro aspecto fundamental está relacionado ao uso das informações, ou seja, à forma como as informações da organização são processadas em termos de significado, relevância, propósito e contexto. Em outras palavras, os requisitos e o uso dos dados devem ser bem definidos e integrados aos processos de negócios, em consonância com os objetivos da organização, na medida em que fornecem informações relevantes, atualizadas e confiáveis. Isto inclui os caminhos e meios pelos quais as informações são analisadas e apresentadas, oferecendo uma perspectiva nova, ágil, compreensível e útil, permitindo explorar eficazmente os dados e, assim, apoiar a estratégia e a tomada de decisões da empresa (Hartmann; Zaki; Feldmann, 2014; Ransbothan; Kiron; Prentice, 2016). Para tanto, o propósito, objetivos, políticas e estratégias devem ser estabelecidos e continuamente melhorados, considerando tanto aspectos externos quanto internos à organização. Faz-se necessário definir e implementar metas padronizadas em toda a organização para a medição, monitoramento e avaliação do grau de efetividade das decisões tomadas, do cumprimento dos objetivos e da identificação de oportunidades de melhoria (Davenport, 2009; Davenport; Harris; Morison, 2010; Halper; Stodder, 2014; Ransbothan; Kiron; Prentice, 2017). Isto inclui descrever as condições de liderança, compromisso e disposição para delegar funções de autoridade, com diferentes níveis de poder e autonomia que devem existir em todos os níveis da organização, de forma a consolidar uma cultura de tomada de decisão orientada por dados.

Além dos aspectos supracitados, o conjunto de experiências, melhores práticas, cultura e valores das organizações são aspectos relevantes para apoiar a tomada de decisão baseada em informações.

Para as PME's, um objetivo final de adotar *Big Data* é tomar decisões de maneira eficaz e eficiente. Um processo de tomada de decisão eficaz e eficiente deve ser apoiado por um sistema específico e informatizado de suporte a decisões. Os sistemas de suporte a decisões são particularmente importantes para a gestão de PME's. Porém, é improvável que uma PME adote um sistema comercial robusto de apoio a decisões devido à singularidade das decisões. Sistemas de automação de escritórios como o *Microsoft Office*® (Excel e Access) e seus concorrentes, como *Open Office*® e *Google Suite*®, são boas ferramentas para o desenvolvimento de sistemas de suporte à decisão do usuário final. O desenvolvimento de sistemas de suporte a decisões pelo usuário final é uma solução viável para as PME's aplicarem *Big Data* (Chaudhry; Salchenberger; Beheshtian, 1996; Jamaluddin; Dickie, 2011).

Portanto, o crescimento que as PME's podem alcançar depende da capacidade em adotar de forma mais rigorosa o uso de análise de dados, a fim de impulsionar seus negócios através de

decisões melhores e apoiadas em informações. Isto implica um processo de autorreconhecimento para identificar onde elas devem concentrar todos os seus esforços, a fim de adotar melhores práticas analíticas que as levem a evoluir e se tornarem empresas orientadas por informações.

Ao finalizar esta primeira parte da revisão sistemática resolveu-se ampliar a busca por publicações, agora inserindo na busca as experiências de mudança organizacional baseada nos processos de negócios, foco do trabalho e muito destacado como elementos chave pelos autores estudados.

4.3 BUSCA COMPLEMENTAR NAS BASES DE DADOS CIENTÍFICAS

A etapa de revisão sistemática da literatura mostrou-se muito rica em relação às descobertas científicas acima apresentadas, porém, observou-se uma ênfase nos estudos dos problemas e barreiras enfrentados pelas PME's em relação à adoção da análise de dados. Desta forma, fez-se necessário fazer uma nova busca em bases de dados científicas, com o objetivo de verificar o estado da arte em relação às publicações científicas com foco em PME's e a relação da análise de dados e os impactos e mudanças organizacionais, mais especificamente aspectos relacionados aos processos de negócio/reengenharia de processos/gerenciamento de processos, sistemas de suporte à decisão, transformação digital, inteligência de negócio e demais assuntos correlatos. Para tanto, realizou-se uma segunda busca por publicações científicas em bases de dados acadêmicas, através de acesso via CAFE - Periódicos Capes, mais precisamente nas bases *Web of Science*, *Scopus*, *Emerald Insight* e *ScienceDirect*, com as seguintes *strings* de busca:

Quadro 6 - Pesquisa complementar nas bases de dados científicas

Base de dados	String de busca	Resultados
<i>Web of Science</i>	TS=(("big-data" OR "data-analysi*" OR "data-driven" OR "digital transformation" OR "decision support" OR "business intelligence" OR "operational intelligence") AND ("business process reengineering" OR "business process management" OR "business process optimization" OR "business process redesign") AND ("framework" OR "road map" OR "business change*" OR "business function*" OR "organizational change*") AND ("sme*" OR "small medium*"))	2

<i>Scopus</i>	TITLE-ABS-KEY(("big-data" OR "data-analysi*" OR "data-driven" OR "digital transformation" OR "decision support" OR "business intelligence" OR "operational intelligence") AND ("business process reengineering" OR "business process management" OR "business process optimization" OR "business process redesign") AND ("framework" OR "road map" OR "business change*" OR "business function*" OR "organizational change*") AND ("sme*" OR "small medium*"))	9
<i>Emerald Insight</i>	TITLE-ABS-KEY(("big-data" OR "data-analysi*" OR "data-driven" OR "digital transformation" OR "decision support" OR "business intelligence" OR "operational intelligence") AND ("business process reengineering" OR "business process management" OR "business process optimization" OR "business process redesign") AND ("framework" OR "road map" OR "business change*" OR "business function*" OR "organizational change*") AND ("sme*" OR "small medium*"))	121
<i>ScienceDirect</i>	((("data-driven" OR "data analytics" OR "data analysis") AND ("SME" OR "small and medium") AND ("business process" OR "process management")	84
Total		216

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Em seguida, os resultados das buscas foram exportados para o formato RIS (*Research Information System*). Os arquivos RIS foram importados para uma biblioteca criada no *software Clarivate EndNote X9®*. A partir de 216 referências encontradas, não foram encontradas referências duplicadas. Na sequência, após uma análise dos títulos de cada referência bibliográfica, foram descartadas 184 ocorrências, resultando em 32 referências. Por fim, após uma análise dos resumos de cada referência bibliográfica, foram descartadas 25 ocorrências.

Quadro 7 - Etapas de análise complementar por bases de dados científicas

Base de dados	Busca inicial	Após eliminação de referências duplicadas	Após análise do título	Após análise do resumo
<i>Web of Science</i>	2	2	0	0
<i>Scopus</i>	9	9	0	1

<i>Emerald Insight</i>	121	121	20	4
<i>ScienceDirect</i>	84	84	12	2
Total	216	216	32	7

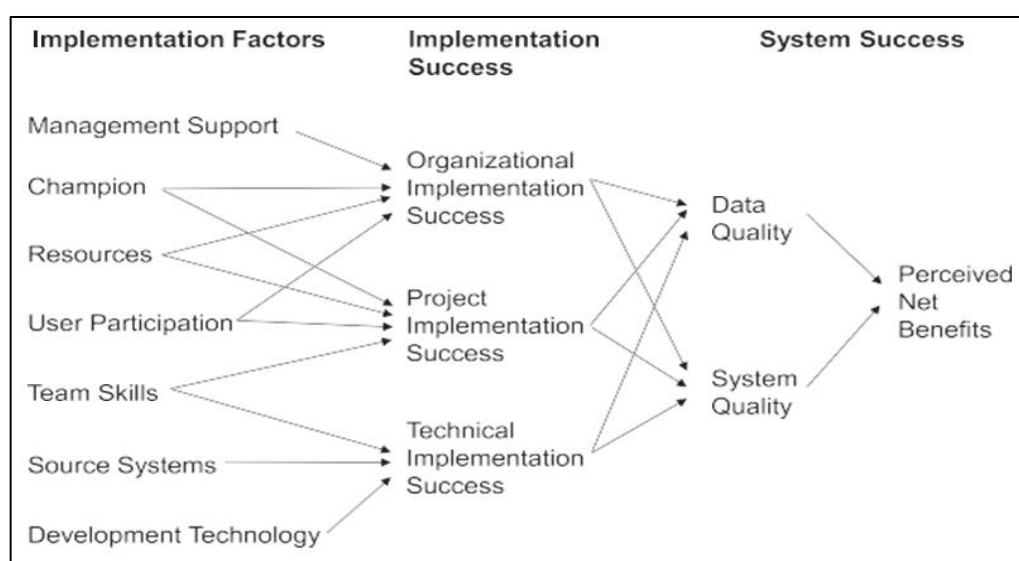
Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Por fim, 7 referências foram selecionadas para compor o portfólio bibliográfico complementar (APÊNDICE B).

4.3.1 Descobertas da segunda rodada de revisão sistemática

De acordo com Wixom e Watson (2001, p. 15), as organizações investem em análise de dados na busca de vantagem competitiva, para ajudá-las a encontrar maneiras de atingir seus objetivos de forma mais eficaz ou com menos recursos. Para alcançar esses benefícios, os gerentes precisam ter uma compreensão clara de como as capacidades do uso de análise de dados de uma organização realmente influenciam o desempenho organizacional. Vários modelos foram encontrados na literatura, que visam tentar explicar o que uma organização precisa fazer para obter maior valor comercial da análise de dados. Por exemplo, um dos modelos preconiza que os fatores para o sucesso na implementação de projetos de análise de dados são a alta qualidade de dados e alta qualidade de sistemas (Figura 13).

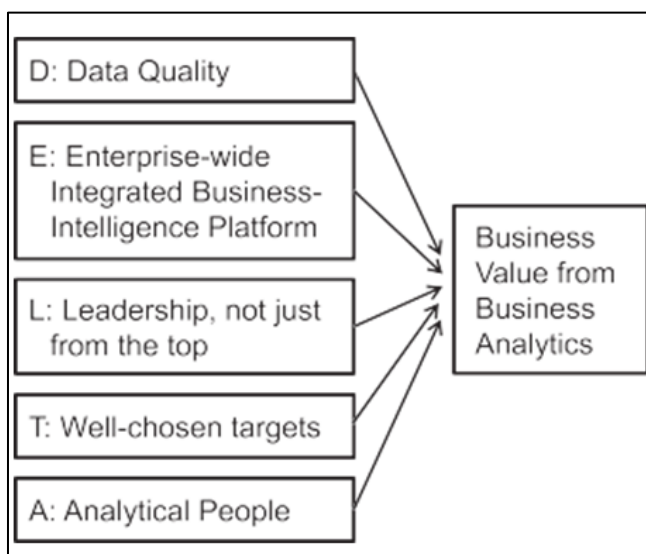
Figura 13 - Fatores para o sucesso na implementação de análise de dados



Fonte: Wixom e Watson (2001).

Um outro estudo, o modelo D.E.L.T.A. (Figura 14), afirma que a chave para o valor comercial da análise de dados é alcançar altas pontuações em cinco fatores: qualidade dos dados, plataforma de inteligência de negócios integrada em toda a organização, liderança, metas bem definidas e pessoas com capacidade de raciocínio analítico (Davenport; Harris; Morison, 2010).

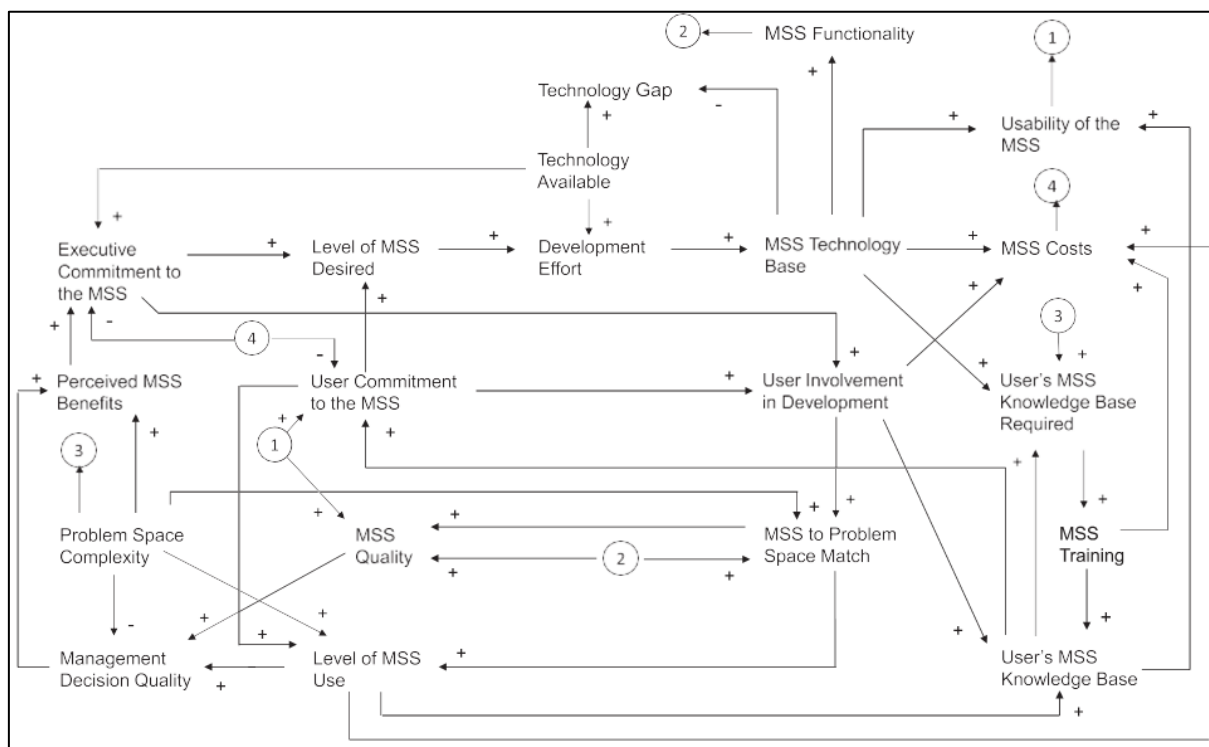
Figura 14 - Modelo D.E.L.T.A. para valor comercial em análise de dados



Fonte: Davenport *et al.* (2010).

Já um outro estudo, denominado MSS - *Management Support System* (Figura 15) sugere 20 fatores (tecnologia, custos, base de conhecimento, treinamento, envolvimento das pessoas, entre outros) que estão interrelacionados e contribuem para o desempenho organizacional (Clark; Jones, Armstrong, 2007).

Figura 15 - Modelo MSS



Fonte: Clark *et al.* (2007).

Esta etapa da pesquisa mostrou-se bastante rica em termos de contribuições para a presente pesquisa, pois revelou alguns frameworks que buscam explicar como as organizações obtêm valor com análise de dados (Fink; Yogev; Even, 2017; Seddon *et al.*, 2017). Dentre eles, destacou-se um modelo: o modelo BASM (*Business Analytics Success Model*).

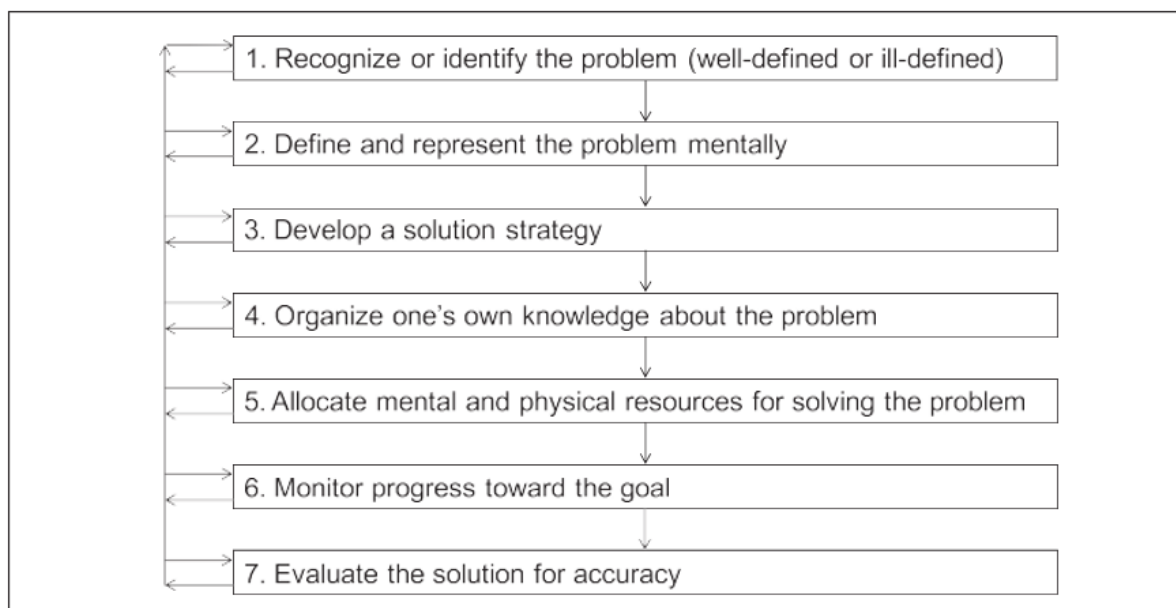
4.3.2 O modelo BASM

O modelo BASM foi criado baseado nos estudos relacionados à resolução de problemas (Newell; Simon, 1972; Pretz; Naples; Sternberg, 2003). O que os seres humanos realmente fazem quando utilizam análise de dados é a aplicação intencional do modelo de resolução racional de problemas (Simon, 1955). A resolução de problemas humanos é um tema extremamente complexo e muito estudado (Simon, 1955; Newell; Simon, 1972; Amabile, 1983; Davidson; Sternberg, 2003). Em termos simples, pode ser visto como um ciclo constituído por sete etapas (Figura 16), sendo que, em muitos casos, não são executadas na sequência (Pretz; Naples; Sternberg, 2003):

- 1) Reconhecer ou identificar um problema;

- 2) Definir e representar o problema mentalmente;
- 3) Desenvolver uma solução estratégica;
- 4) Organizar o próprio conhecimento sobre o problema;
- 5) Alocar mentalmente e fisicamente os recursos necessários para resolver o problema;
- 6) Monitorar o progresso das ações em direção ao objetivo pretendido;
- 7) Avaliar a solução com precisão.

Figura 16 - Modelo de Resolução de Problemas



Fonte: Adaptado de PRETZ *et al.* (2013).

Com efeito, uma caracterização central da análise de dados diz respeito ao reconhecimento e resolução de problemas baseados em evidências que acontecem no contexto de situações de negócios. A relação entre a resolução de problemas humanos, a natureza do *insight* e a tomada de decisão, fundamentais para entender como a análise de dados pode contribuir para o desempenho organizacional, têm obtido destaque nos estudos acadêmicos nas últimas décadas. Este ciclo de 7 etapas deve ser executado repetidamente à medida que a organização avança na obtenção de valor oriundo da análise de dados (Holsapple; Lee-Post; Pakath, 2014).

Além da resolução de problemas, o modelo BASM foi concebido considerando outros estudos, envolvendo aspectos como geração de *insights* (Bowden *et al.*, 2005; Davidson; Sternberg, 2003), a visão baseada em recursos (Barney, 1991), a visão de capacidades dinâmicas da organização (Teece; Pisano; Shuen, 1997), o modelo de sistema viável (Beer, 1984) e a literatura de Sistemas de Informação (SI) sobre análise de negócios e *Business*

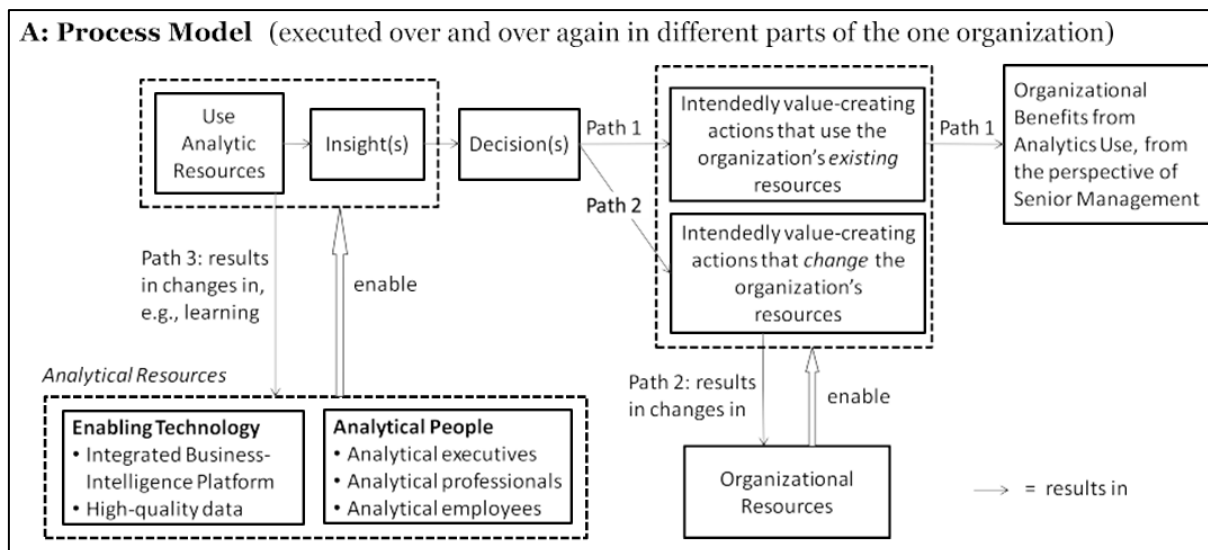
Intelligence. No modelo BASM, argumenta-se que os principais impulsionadores do valor comercial da análise de dados são ações estimuladas por novos *insights* para uma melhor tomada de decisão. *Insights* são descritos como "tesouros" obtidos a partir de dados confusos e não estruturados. O objetivo da implementação de análise de dados é produzir *insights*. É importante salientar que tais *insights* ocorrem na cabeça das pessoas, não nos computadores (Davenport; Harris; Morison, 2010). Alguns *insights* são mais claros, ou provavelmente mais valiosos do que outros. Os analistas de dados geralmente estão cientes do valor de seus diferentes *insights* (Schooler; Fallshore; Fiore, 1996). Um estudo sobre o uso de ferramentas de BI para visualização de dados, como, por exemplo, a ferramenta *Spotfire*®, pediu a um grupo de analistas de dados que classificasse os *insights* em uma escala de 1 a 5, sendo 5 "o mais significativo". O estudo sugeriu que os analistas foram capazes de fazer isso com bastante facilidade (Saraiya *et al.*, 2006).

No modelo BASM, o objeto de estudo pode ser uma organização ou qualquer uma de suas subunidades, por exemplo, suas divisões ou departamentos. Dentro de seu ambiente, a organização usa seus muitos recursos para projetar, produzir e fornecer bens e/ou serviços aos seus clientes, utilizando todos os seus ativos, capacidades, processos organizacionais, atributos, informação, conhecimento, entre outros, de forma que lhe permita conceber e implementar estratégias que melhorem a sua eficácia e eficiência (Barney, 1991). O uso desses recursos permite que a organização sobreviva e, em alguns casos, prospere. No entanto, gerenciar o uso dos recursos de uma organização requer enormes quantidades de informações de dentro e de fora da organização (Beer, 1972).

4.3.2.1 Características do modelo BASM

O modelo BASM é um modelo de processos holístico, que trata dos componentes pessoas, tecnologia e recursos, juntamente com fluxos de processos (Figura 17) para entender como o valor e benefícios são criados para o negócio. Esses quatro componentes devem ser orquestrados para oferecer os benefícios potenciais que a BI&A pode fornecer às organizações (Mikalef *et al.*, 2020).

Figura 17 - Modelo BASM



Fonte: Seddon *et al.* (2017).

Os objetos nas caixas pontilhadas refletem as três partes principais do modelo. O termo “*Use Analytic Resources*” refere-se ao uso de recursos analíticos de negócios por qualquer pessoa ou unidade organizacional para analisar dados de rotina e/ou não rotineiros, internos e/ou externos para apoiar uma tomada de decisão baseada em evidências, através de atividades típicas da análise de dados de negócio, como consultar, emitir relatórios, analisar, visualizar e emitir alertas (Howson, 2011).

Já a caixa “*Insights*”, refere-se à obtenção de uma compreensão profunda de algo decorrente do uso de recursos analíticos de negócios, sendo que alguns *insights* são mais valiosos ou mais profundos do que outros. No mais simples dos casos, o *insight* pode surgir simplesmente como resultado da leitura de um novo relatório ou da visualização de um painel de dados (Seddon *et al.*, 2017).

Por sua vez, o termo “*Decision(s)*” está relacionado às ações decorrentes da utilização dos recursos analíticos de negócio ao analisar dados (Seddon *et al.*, 2017). Importante ressaltar que esta etapa de tomada de decisão também é uma atividade exclusivamente humana, suportada por dados.

O termo “*Intendedly value-creating actions that use the organization's existing resources*” refere-se a ações empreendidas pela organização com vistas à criação de valor comercial que utilizem as suas capacidades organizacionais existentes. Este conceito pode ser chamado de “uso operacional de capacidades de *Business Analytics*” (Shanks; Bekmamedova, 2012).

Já o termo “*Intendedly value-creating actions to change the organization’s capabilities*” refere-se às ações tomadas pela organização com o objetivo de criar valor comercial que levem a mudanças em suas capacidades organizacionais. Em outras palavras, trata-se da geração ou incremento das capacidades organizacionais, tipicamente para fins estratégicos. A capacidade de executar tais ações inclui a capacidade dinâmica do departamento de Tecnologia da Informação em executar projetos de sucesso (Teece; Pisano; Shuen, 1997). Vale ressaltar que não é de forma alguma garantido, por exemplo, que os *insights* oriundos da utilização de análises de dados resultarão em qualquer ação intencionalmente criadora de valor, ou se ações forem tomadas, se elas serão guiadas por algum *insight* anterior ou por outros interesses (Seddon *et al.*, 2017).

Por sua vez, o termo “*Organizational benefits from analytics use, from the perspective of senior management*” está relacionado a uma medida geral da percepção da alta administração sobre os benefícios do uso da análise de dados. Tais benefícios, que podem ser avaliados para o uso de análise de dados em geral ou para projetos individuais, geralmente giram em torno do uso de análises para permitir maior visibilidade dos dados organizacionais, resultando em tomadas de decisão melhores e baseadas em evidências. Este conceito é um sinônimo de “valor de negócios a partir da análise de dados” (Seddon *et al.*, 2017).

O termo “*Analytical People*” refere-se ao grupo de pessoas com uma mentalidade analítica, além de outros elementos fundamentais, como recursos tecnológicos, dados, processos e governança de BI&A (Seddon *et al.*, 2017).

Por fim, o termo “*Organizational Resources*” refere-se ao conjunto completo de pessoas, tecnologia capacitante e processos, de propriedade ou controlada pela organização, que lhe permita fornecer bens e serviços que agreguem valor aos seus clientes e outras partes interessadas. Alguns desses recursos podem ser valiosos, raros, inimitáveis e insubstituíveis. Os recursos organizacionais são considerados como a principal fonte de vantagem competitiva de uma organização (Barney; Ketchen; Wright, 2011).

O modelo destaca três caminhos para a criação de valor:

- a) O Caminho 1 começa com *insights* que levam a decisões que criarão valor com os recursos existentes, com foco no impacto operacional do BI&A. Por exemplo, relatórios e painéis produzem *insights* que ajudarão a organização a criar valor;
- b) O Caminho 2 pode ocorrer, em alguns casos, ao invés do Caminho 1. Os *insights* mudarão os recursos organizacionais para criar capacidades, em vez de criar valor com base nos recursos existentes descritos no Caminho 1. Este caminho destaca o impacto estratégico que o BI&A pode ter em uma organização;

- c) O Caminho 3 é o aprendizado organizacional que ocorre durante o uso de BI&A, levando a mudanças nos recursos analíticos da organização. Por exemplo, os *insights* podem desencadear uma melhor qualidade dos dados ou ferramentas analíticas mais poderosas ou pessoas mais qualificadas.

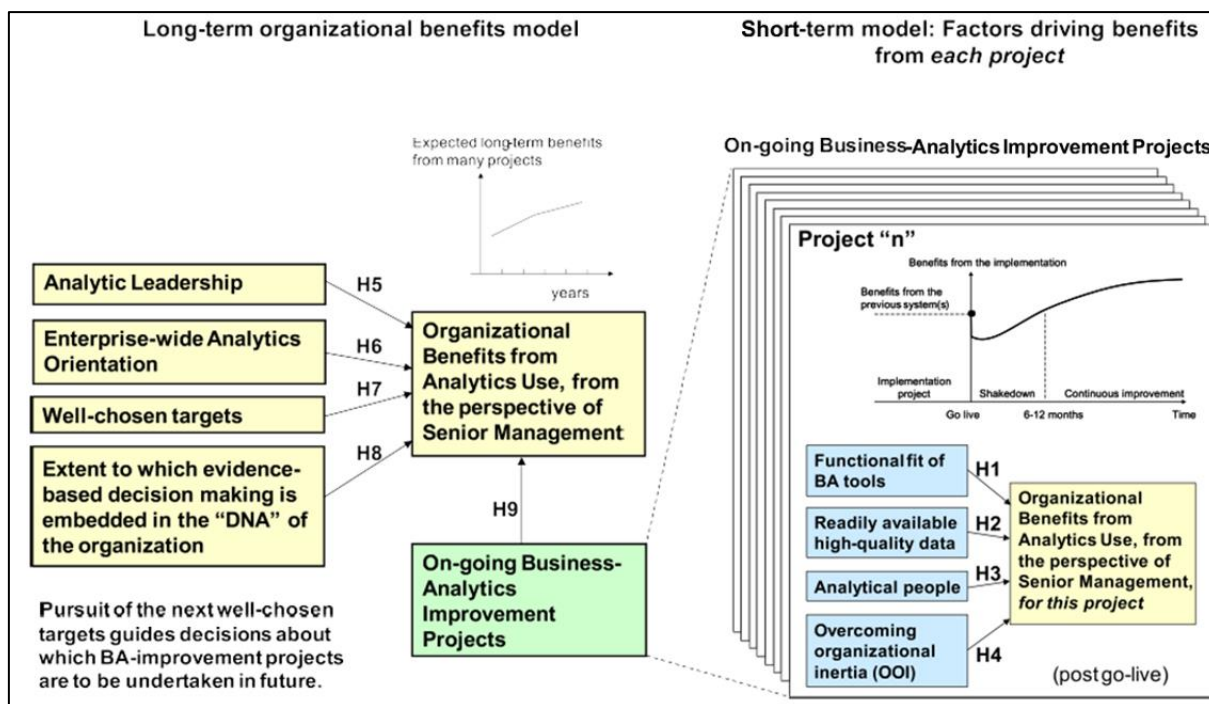
Em primeiro lugar, o caminho 1 aproveita os recursos existentes para produzir valor. Os recursos mais comuns referem-se às ferramentas de BI, que são capazes de fornecer os mais variados tipos de análises de dados e gerar elementos de apoio para a tomada de decisão, tais relatórios ou painéis com elementos gráficos, conhecidos como “*dashboards*”. Muitas organizações fazem uso do OLAP (*On-Line Analytical Processing*), que é um conceito de interface com o usuário que proporciona a capacidade de ter *insights* sobre os dados, permitindo analisá-los profundamente sob diversos ângulos. Essas ferramentas de BI, que podem ter sido compradas ou especialmente desenvolvidas pela organização, são as fontes mais prováveis de percepção de valor para o negócio (Howson, 2011). No entanto, o uso de planilhas e mecanismos de busca na *World Wide Web* são outros exemplos de uso do caminho 1 (Albright; Winston; Zappe, 2010).

Em segundo lugar, o caminho 2 diz que, às vezes, o uso dos recursos analíticos atuais de uma organização produzem *insights* que levam a decisões que, por sua vez, levam para ações intencionalmente criadoras de valor, capazes de mudar os recursos organizacionais de maneira incremental positiva. Isto permite que as organizações se tornem mais competitiva, sendo uma visão de como o uso de análise de dados cria valor para os negócios (Teece, 2000).

Por fim, o caminho 3 destina-se a reconhecer que o uso de análise de dados pode acarretar, diretamente, em mudanças acerca dos recursos analíticos da organização. Exemplos de tais mudanças podem incluir melhor qualidade de dados como resultado de esforços de limpeza de dados, ou como o processo de aprendizado organizacional poder tornar os colaboradores mais capazes ao lidar com ferramentas de análises de dados de forma mais eficaz (Shanks; Bekmamedova, 2012).

No modelo BASM, temos nove variáveis independentes (Figura 18):

Figura 18 - As variáveis do modelo BASM



Fonte: Seddon *et al.* (2017).

1) Liderança analítica (*Analytic Leadership*): até que ponto as pessoas em qualquer unidade da organização assumem a liderança de iniciativas ou projetos para aumentar o uso de análise de dados para obter ganhos nos negócios (Davenport; Harris; Morison, 2010). De acordo com Davenport, Harris e Morison (2010, p. 57), “Se tivéssemos que escolher um único fator para determinar o quão analítica uma organização será, seria a liderança. Os líderes têm uma forte influência na cultura e podem mobilizar pessoas, dinheiro e tempo para ajudar a pressionar por uma tomada de decisão mais analítica”. Na mesma linha de raciocínio, Wixom e Watson (2001, p. 98) dizem que um fator chave para o sucesso do BI é que “A alta administração acredita e impulsiona o uso do BI”.

2) Adoção de uma orientação analítica para análise de dados em toda a empresa (*Enterprise-wide Analytics Orientation*): até que ponto a organização adota uma orientação corporativa para o uso de análise de dados, normalmente suportada por uma plataforma de BI que visa fornecer “uma visão única e holística da organização”. De fato, uma visão holística do papel da BA é fundamental para seu sucesso. Para desenvolver uma visão, a empresa deve fazer mais do que integrar dados, combinar analistas ou construir uma plataforma de TI corporativa. Deve erradicar todos os aspectos limitantes (barreiras) e abandonar uma visão fragmentada. De fato, a otimização de processos de negócios em toda a organização é frequentemente mais valiosa e mais eficiente do que a otimização pontual (Davenport; Harris; Morison, 2010);

3) Objetivos bem selecionados (*Well-chosen targets*): até que ponto os objetivos para novas iniciativas de análise de dados são selecionados, ou seja, se os objetivos são escolhidos com critério, baseados na combinação de seu potencial de negócios e se os recursos necessários, incluindo dados, estão disponíveis (Davenport; Harris; Morison, 2010); Segundo Davenport, Harris e Morison (2010, p. 73), um problema de negócios específico pode ser um bom alvo. Para organizações mais avançadas analiticamente, as melhores metas serão aquelas que ajudam a organização a potencializar os recursos distintivos que lhe conferem vantagem competitiva. Já Wixom e Watson (2001, p. 98) também chamam a atenção para a necessidade de objetivos bem escolhidos ao afirmarem que a análise de dados é mais bem-sucedida se existe alinhamento entre as estratégias de negócios e BI e se existe uma governança de BI eficaz. Na mesma linha, Sabherwal e Becerra-Fernandez (2011, p. 41) argumentam que processos de governança de BI ajudam a articular os princípios de BI com a estratégia e sugerem a criação de Comitês de Orientação.

4) O quanto a tomada de decisão baseada em evidências está incorporada no “DNA” da organização (*Extent to which evidence-based decision making is embedded in the “DNA” of the organization*): até que ponto uma cultura de tomada de decisão baseada em evidências está incorporada nos valores e processos centrais da organização (Davenport; Harris; Morison, 2010). Trata-se de uma tentativa de avaliar até que ponto a tomada de decisão baseada em evidências está incorporada no núcleo de valores e processos da organização. Davenport, Harris e Morison (2010, p. 23) descreve empresas onde a tomada de decisão baseada em evidências tornou-se a própria base de sua vantagem competitiva, quando a organização usa análises de dados extensivamente e sistematicamente para superar a concorrência. Porém, muitas empresas querem apenas saber como se tornar mais analíticas e não dão o passo seguinte. À medida que a tomada de decisão baseada em evidências se torna cada vez mais profundamente enraizada em seu DNA, as organizações obterão cada vez mais benefícios do uso de BA. Por exemplo, Wixom e Watson (2001, p. 98) dizem que o BI é mais bem-sucedido quando o uso de informações e análises faz parte da cultura da organização;

5) Projetos de melhoria contínua de análise de dados nos negócios (*Ongoing business analytics improvement projects*): refere-se a uma medida do número e extensão do investimento em projetos de melhoria da BA. Esses projetos incluem a implementação de um novo *software* de BI, que oferece novas funcionalidades analíticas e iniciativas que transpõem a funcionalidade existente a novas áreas de tomada de decisão (Davenport; Harris; Morison, 2010);

6) Ajuste funcional das ferramentas de BA (*Functional fit of BA tools*): até que ponto as funcionalidades fornecidas pela plataforma de BA correspondem à funcionalidade que a

organização precisa para acessar e analisar dados de forma eficaz e eficiente. Este conceito é muito semelhante ao conceito de “funcionalidade dos sistemas de apoio à gestão” (Clark; Jones; Armstrong, 2007). As organizações investem em sistemas corporativos por suas funcionalidades. A adequação ao propósito da funcionalidade fornecida pelo conjunto de ferramentas de BI, por exemplo, para consultas de negócios e ad hoc, relatórios fixos, painéis, OLAP e/ou visualização (Howson, 2011), é um importante determinante dos benefícios que uma organização pode obter de um projeto de análise de dados. Um atributo importante é a velocidade de acesso às informações. As reduções maciças no tempo de acesso à informação, de horas para minutos, permitem que os tomadores de decisão com acesso imediato a essas ferramentas provavelmente procurem informações para apoiar a tomada de decisões com mais frequência. Isso inclui fornecer acesso rápido às informações quando solicitadas. Dizer que o conjunto de ferramentas BA tem um bom ajuste funcional é equivalente a dizer que o conjunto de ferramentas BA ajuda as pessoas na organização a obterem *insights* úteis dos dados da organização. Embora Funcional Fit (FF) seja um conceito significativo para a organização em geral, no BASM, é conceituada como sendo entregue e medida projeto a projeto (Seddon; Calvert; Yang, 2010);

7) Disponibilidade de dados de alta qualidade (*Readily available high-quality data*): até que ponto dados relevantes e precisos estão prontamente disponíveis para processamento analítico, sejam oriundos de fontes internas ou externas à organização. Os dados são “o pré-requisito para tudo que é analítico” e “Você não pode ser analítico sem dados e não pode ser realmente bom em análise sem dados realmente bons” (Davenport; Harris; Morison, 2010). Arranjos de governança apropriados precisam estar em vigor para garantir a acessibilidade dos dados. A chave para o sucesso do BI é que “deve existir uma forte infraestrutura de dados de suporte à decisão” (Wixom; Watson, 2001);

8) Pessoas com mentalidade analítica (*Analytical people*): até que ponto há pessoas dentro da unidade organizacional com uma capacidade analítica e mentalidade analítica que ajudam a impulsionar o valor comercial da análise de dados (Davenport; Harris; Morison, 2010). Ainda de acordo com Davenport, Harris e Morison (2010, p. 131), são recursos raros e referem-se às pessoas que fazem a análise de dados funcionar de fato;

9) Ultrapassar a inércia organizacional (*Overcoming Organizational Inertia* - OOI): até que ponto os membros da organização foram motivados a aprender, usar e aceitar a nova plataforma de BI. Durante a implementação inicial e os projetos subsequentes, são necessários esforços consideráveis de gerenciamento de mudanças, treinamento e suporte para superar a inércia organizacional. Não importa quão bom seja o sistema técnico, as pessoas na organização

precisam sentir-se motivadas a usar o sistema e devem ter conhecimento suficiente de como usar o sistema de forma eficaz. Caso contrário, é improvável que a organização obtenha os benefícios que poderia obter do sistema (Purvis; Sambamurthy; Zmud, 2001). Um projeto de análise de dados tem a intenção de resultar em um sistema em que os usuários devam ser persuadidos a aprender e usar continuamente, sendo que, desta forma, a capacidade da organização em superar a inércia organizacional será um fator determinante para o sucesso do projeto. Importante ressaltar que aspecto é conceituado como sendo medido projeto a projeto (Seddon; Calvert; Yang, 2010);

Por fim, os benefícios organizacionais obtidos da análise de dados, na perspectiva da alta administração (*Organizational benefits from analytics use, from the perspective of Senior Management*) referem-se a uma medida geral da percepção da alta administração sobre os benefícios do uso da análise de dados. Esses benefícios, que podem ser avaliados para o uso de BA em geral ou para projetos individuais de BA, geralmente giram em torno do uso de análises para permitir maior visibilidade dos dados organizacionais, resultando em tomadas de decisão melhores e mais baseadas em evidências. Em quase todos os casos, esses benefícios variam ao longo do tempo. Este conceito é um sinônimo de valor de negócios a partir da análise de dados.

Este modelo sugere que os maiores benefícios da análise de dados nos negócios são obtidos por meio de implementação de projetos contínuos de melhoria de *Business Analytics* (BA). Os projetos de melhoria da BA incluem tanto a implementação de um novo *software* de *Business Intelligence* (BI), que oferece tanto novas funcionalidades para a análise dos dados, quanto iniciativas que permitem aplicar as funcionalidades existente para novas áreas do processo de tomada de decisão (Seddon *et al.*, 2017).

Desta forma, o modelo sugere que a variação nos benefícios organizacionais do uso de análises de dados nos negócios na perspectiva da alta administração é impulsionada pela variação em cada de dos demais elementos da visão de processos: uso analítico de recursos, *insights*, decisões, tecnologia, pessoas com mentalidade analítica, recursos organizacionais, ações empreendidas pela organização com vistas à criação de valor comercial que utilizem as capacidades organizacionais existentes e ações tomadas pela organização com o objetivo de criar valor comercial que levem a mudanças em suas capacidades organizacionais (Seddon; Calvert; Yang, 2010);

4.3.2.2 Limitações do modelo BASM

O modelo BASM é o resultado da tentativa de vasculhar a literatura, integrando e resumindo percepções de muitos sobre vários aspectos, tais como sistemas de informações, psicologia e gestão, entre outros, sobre os mecanismos pelos quais as organizações percebem os benefícios da análise de dados (Pretz; Naples; Sternberg, 2003; Sternberg; Davidson, 1996; Akinci; Sadler-Smith, 2012; Eisenhardt; Zbaracki, 1992; Barney, 1991; Teece *et al.*, 1997; Beer, 1984). O modelo possui algumas limitações. As maiores dificuldades em tal exercício são:

- a) Decidir quais ideias parecem ser as mais importantes e
- b) Integrá-las em um todo coerente.

A validade do modelo BASM, em termos de estrutura e a escolha dos fatores, requer ainda muito mais pesquisas e estudos. Por exemplo, a qualidade da plataforma/sistema de análise de dados não é um fator considerado no modelo. Uma outra limitação refere-se ao fato de que aspectos como o tamanho da organização e o ramo de atuação (indústria, comércio, serviços, entre outros) não terem sido contemplados no modelo.

Muitos dos aspectos mais humanos do BASM, tais como pessoal com mentalidade analítica, superação da inércia organizacional e cultura para tomada de decisão tiveram poucos apontamentos consistentes nos casos de sucesso da amostra. Por outro lado, os fatores mais orientados para a tecnologia facilitadora, metas de projeto de análise de dados bem escolhidas, ajuste funcional e alta qualidade dos dados receberam um apoio mais significativo. Esta é provavelmente outra limitação da pesquisa, que se baseou em casos de sucesso de fornecedores que compreensivelmente tendem a se concentrar mais na tecnologia (ou seja, nas ofertas de produtos comercializados) do que nas pessoas. Futuras pesquisas empíricas usando coleta de dados primários para testar o BASM ajudariam a superar essa limitação.

Por fim, o modelo BASM sugere que a utilização de análise de dados pode revelar *insights*, estes *insights* levam a tomada de decisões. Se as decisões tomadas levam a ações benéficas, elas também geram benefícios comerciais para a organização. Da mesma forma, se não houver *insights*, ou se os *insights* não levarem a decisões que levem a ações benéficas, não haverá benefícios do uso de análise de dados (Seddon *et al.*, 2017). É fundamental perceber que o valor da análise de dados pode ser gerado por muitas pessoas em uma organização, não apenas por cientistas de dados (Davenport; Patil, 2012). Por esse motivo, o modelo BASM sugere que o processo “análise-*insight*-decisão-ação” deve ser “executado repetidas vezes em diferentes partes da organização”. Este aspecto é fundamental. Imagine que muitas pessoas em uma

organização podem ter acesso a ferramentas de análise de dados, todas elas podem ter *insights* úteis, e um milhão de *insights* de “dez dólares” valem tanto quanto um *insight* de “dez milhões de dólares”. Em outras palavras, a execução repetida do processo “análise-*insight*-decisão-ação” por pessoas de toda a organização, é o impulsionador fundamental dos benefícios da análise de dados nos negócios (Seddon *et al.*, 2017).

4.3.2.3 O Modelo BASM adaptado para PME's

De acordo com Blili e Raymond, (1993, p. 7) as PME's apresentam características específicas que as distinguem fundamentalmente das grandes empresas, envolvendo os seguintes aspectos:

- a) ambiental: incerteza em relação ao meio ambiente, vulnerabilidade em relação aos parceiros de negócios;
- b) organizacional: estrutura simples, recursos escassos;
- c) decisório: processo de curto prazo, reativo, focado em fluxos materiais e não de informações;
- d) psicológico e social: papel dominante do proprietário/gestor;
- e) flexibilidade: rapidez em reagir e reorientar-se.

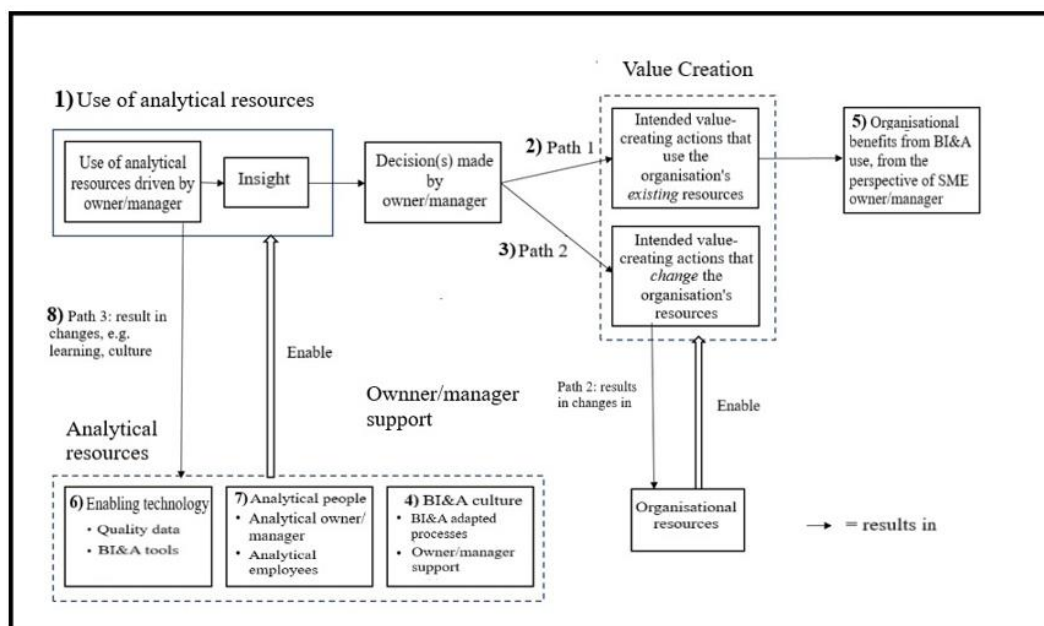
Além destas características mais abrangentes, as PME's possuem características comuns que afetam como elas lidam com sistemas de informação, podendo ser classificadas em três grupos de alto nível:

- a) fatores organizacionais;
- b) fatores ambientais;
- c) conhecimento sobre sistemas de informação.

Os fatores organizacionais referem-se aos recursos (humanos e financeiros), gestão, estrutura organizacional, cultura, processos e procedimentos. Os fatores ambientais estão relacionados com a imprevisibilidade das organizações (nível de incerteza) e diversificação dos mercados e clientes. Já o conhecimento acerca dos sistemas de informação envolve aspectos tais como expertise técnica e sua complexidade (Zach; Munkvold; Olsen, 2014).

O modelo BASM é um modelo que descreve o processo de “análise-*insight*-decisão-ação” para organizações em geral (Seddon *et al.*, 2017). No entanto, nenhum *framework* pesquisado foi de fato desenvolvido especificamente para as PME's e, portanto, não considera suas características únicas (Wee; Scheepers; Tian, 2022). Desta forma, surgiu a necessidade de adaptar o modelo BASM (Figura 19).

Figura 19 - Modelo BASM adaptado para PME's



Fonte: Wee, Scheepers e Tian (2022).

Em primeiro lugar, o proprietário/gestor deve perceber os benefícios da implementação de BI&A. O uso dos recursos analíticos é focado no proprietário/gestor. Portanto, a primeira adaptação está relacionada ao item “utilização de recursos analíticos” (nº 1 Figura 19), adaptada para “utilização de recursos analíticos orientada pelos proprietários/gestores”. De fato, a tomada de decisão é executada principalmente pelos proprietários/gestores.

Em segundo lugar, os “recursos analíticos” também mudam para levar em conta as características das PME's. A maioria das PME's não utiliza tecnologias sofisticadas, tais como poderosas ferramentas de BI&A (nº 6 Figura 19). Espera-se que os "recursos analíticos" tais como tecnologias capacitadoras, pessoas com mentalidade analítica e cultura de orientação por dados (itens nº 4, 6, 7 Figura 19) sejam significativamente menores do que as grandes organizações devido a restrições de recursos como sistemas, ferramentas e pessoas, realçando a importância do proprietário/gestor (Wee; Scheepers; Tian, 2022).

Acerca do “BI&A Culture” (nº 4 Figura 19), o modelo BASM descreve um conjunto de componentes organizacionais relacionados à implementação e uso de BI&A, tais como a liderança analítica, a orientação analítica para toda a empresa e a tomada de decisões baseadas em evidências como fatores-chave para o sucesso do BI&A, sem considerar o tamanho da organização (Seddon *et al.*, 2017). Tais fatores atuam como catalisadores na criação de valor, fornecendo *insights* fundamentais para os tomadores de decisão (Skyrius *et al.*, 2016), onde a alta administração desempenha um papel crucial (Davenport; Harris; Morison, 2010). No entanto, no contexto das PME's, a tomada de decisões, com foco nos proprietários/gerentes, não é necessariamente baseada em evidências e a mudança para uma cultura de BI&A exigirá

uma mudança organizacional muito mais significativa. Além disso, as PME's têm recursos financeiros limitados e não terão necessariamente a capacidade de mudar os recursos analíticos (*Intendedly value-creating actions to change the organization's capabilities*) como evidenciado no modelo BASM original (Hauser; Eggers; Güldenber, 2020).

Outra adaptação também reforça este papel central do proprietário/gestor, onde “benefícios organizacionais na utilização de BI&A na perspectiva da alta administração” foi alterado para “benefícios organizacionais da utilização de BI&A na perspectiva dos proprietários/gestores” (nº 5) (Zach; Munkvold; Olsen, 2014).

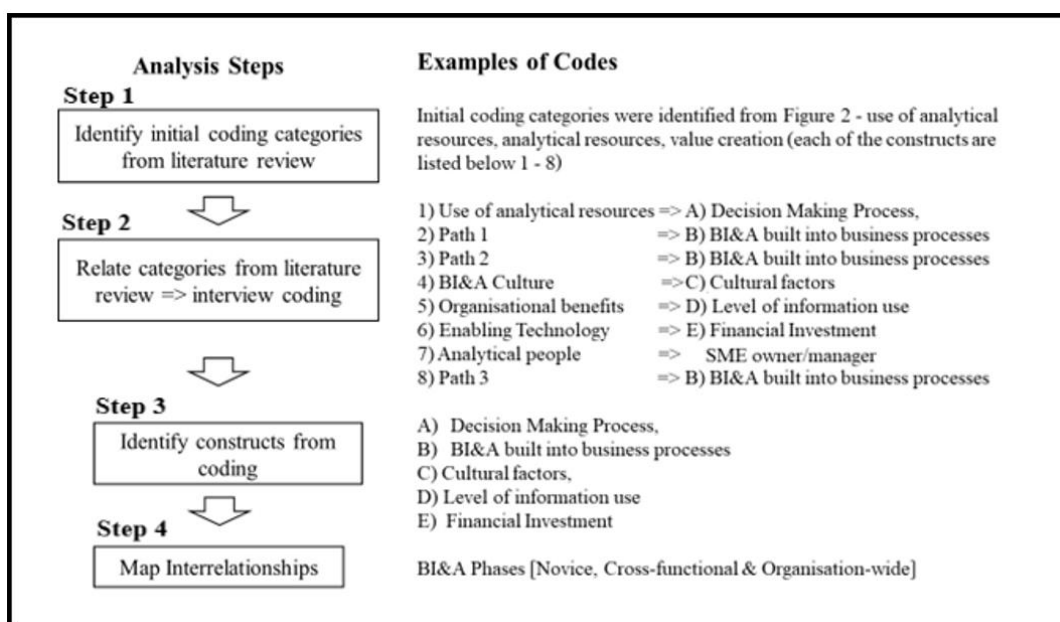
Por fim, os três caminhos (nº 2, 3, 8 Figura 19) referentes ao uso de BI&A permanecem inalterados.

4.3.2.4 Construtos para obter valor da BI&A segundo BASM adaptado

De acordo com Wee, Scheepers e Tian (2022, p. 9), o modelo BASM adaptado para PME's permitiu estruturar um conjunto de 5 construtos (modelos mentais para estabelecer um paralelo entre uma observação idealizada e uma teoria) com vistas a elaborar um instrumento de coleta de dados (entrevistas) cujo objetivo é responder à seguinte pergunta: quais processos as PME's utilizam para obter valor a partir da análise de dados?

Nesta abordagem, os 8 elementos do modelo BASM foram relacionados aos 5 construtos (Figura 20):

Figura 20 - Como PME's podem obter valor com BI&A



Fonte: Wee, Scheepers e Tian (2022).

Um ponto de partida é buscar informações básicas que permitam caracterizar a PME, tais como dimensão, natureza da operação, tipos de sistemas informatizados utilizados (ERP, CRM etc.), entre outros. Em seguida, deve-se analisar os “recursos analíticos” da PME. Explorar quais dados estão disponíveis para análises, se são estruturados, semiestruturados ou não estruturados, quais os repositórios de dados (bancos de dados tradicionais, planilhas eletrônicas, documentos físicos etc.), e quais os possíveis impactos (positivos e/ou negativos) das análises dos dados sobre o negócio. Na sequência, deve-se analisar o processo de tomada de decisão (construto A-*Decision Making Processes*, Figura 20), sejam decisões estratégicas, táticas ou operacionais, com foco no uso dos “recursos analíticos” para melhor gerenciamento dos dados visando obter *insights* para obter valor comercial. O próximo passo é acompanhar a jornada de BI&A na organização e verificar o quanto a análise de dados está integrada aos processos de negócio (construto B – *BI&A built into business processes*, Figura 20). A integração do BI&A aos processos de negócios pode variar desde nenhuma aplicação de BI&A em processos de negócios, passando por processos adaptados em apenas algumas funções organizacionais (por exemplo *marketing* ou financeiras) até o uso de BI&A em toda a organização, incluindo a maioria das principais funções de negócios, como *marketing* e finanças, operações, clientes e cadeia de suprimentos. No primeiro caso, as decisões são tomadas *ad-hoc* ou heurísticamente, isto é, a decisão é tomada de forma improvisada ou baseada em regras práticas simplificadas, ao invés de ser baseada em uma análise detalhada ou em um processo sistemático de tomada de decisão, sendo frequentemente utilizada quando as informações são limitadas ou quando há pressão de tempo para tomar uma decisão. O segundo caso ocorre quando a PME, por exemplo, obtém dados para determinar quais produtos introduzir no mercado ou descontinuar. A PME pode ser estimulada a introduzir BI&A em outras funções (produção, finanças, *marketing*, etc.) gradativamente, caso consiga perceber seus benefícios para o negócio, até avançar ao terceiro e último nível, mais abrangente. Neste estágio, o proprietário/gestor da PME pode tomar decisões a partir de um painel abrangente que exhibe dados de indicadores-chave de desempenho para medir e monitorar os processos de negócios de toda a organização. Estes cinco construtos mapeiam as interrelações do uso de BI&A em PME's (Wee; Scheepers; Tian, 2022).

A integração do BI&A aos processos de negócios pode ser analisada, na prática, ao verificar a evolução dos sistemas, processos e cultura de orientação por dados, com vistas a analisar não apenas o processo de implementação de BI&A em si, mas também os fatores de entrelaçamento (as relações entre sistemas, processos e cultura) associados a este processo a partir das histórias e experiências dos envolvidos. No Caminho 1, a decisão de BI&A fornece

valor através dos recursos operacionais existentes da PME. O Caminho 2 melhora os recursos organizacionais, que proporcionam valor estratégico às PME. Finalmente, o Caminho 3 leva à aprendizagem organizacional que aprimora os recursos analíticos da organização (Wee; Scheepers; Tian, 2022).

É possível relacionar os três níveis de integração de BI&A nas PME aos três caminhos no BASM. A primeira categoria significa que não ocorreu nenhuma adoção de BI&A e a PME ainda está funcionando com heurísticas, resultando em nenhum caminho BASM. Quando o BI&A é introduzido e integrado em algum processo de negócios funcional, o Caminho 1 é iniciado e os recursos atuais da organização são acionados. O sucesso iterativo dessas integrações resultará em maior conhecimento e habilidades na transformação de dados em *insights* (Caminho 2), levando a ações que mudarão os recursos da organização. Esse conhecimento e habilidades iniciarão o Caminho 3 na construção e melhoria dos recursos analíticos da organização (pessoas com mentalidades analíticas e cultura de BI&A). O conhecimento adquirido com a experiência nos Caminhos 1 e 2 aprimora e aumenta o conhecimento das pessoas com mentalidades analíticas (Caminho 3) para uma melhor tomada de decisão. Portanto, deve haver um ciclo de feedback de "benefício organizacional" aos "recursos analíticos" à medida que a experiência de BI&A e o conhecimento de pessoas com mentalidades analíticas são desenvolvidos, resultando no desenvolvimento da cultura de BI&A como um todo. Desta forma, os três caminhos do modelo BASM estão associados a este construto B) e desempenham um papel fundamental na identificação da forma como as PME's orquestram os seus recursos para criar valor ao negócio (Wee; Scheepers; Tian, 2022).

Com relação aos fatores culturais (construto *C-Cultural Factors*, fig. 15), estão relacionados aos tipos de cultura de BI&A, sendo possível relacioná-los com os tipos de tomadas de decisão. Os tipos de cultura de BI&A são classificados como a) individualismo b) influência e c) cultura orientada a dados. No tipo de cultura a) individualismo, a tomada de decisões é tipicamente centralizada no proprietário/gestor da PME e é baseada no estilo heurístico. No tipo de cultura b) influência, o proprietário/gestor pode ser o catalisador da mudança para uma cultura de orientação por dados bem como pode ser o principal obstáculo. No primeiro caso, o proprietário/gestor está convencido dos benefícios de BI&A e apto a influenciar os demais membros da organização, podendo aumentar os "recursos analíticos" presentes nos três caminhos do modelo BASM. Já o nível c) cultura orientada a dados pode ser entendida como o desejo de tomar as melhores decisões de negócios por meio de uso de dados, através de princípios, ferramentas e técnicas de BI&A, geralmente em um ambiente de conhecimento compartilhado. Fatores com capacitação técnica e motivação são fundamentais

para atingir este nível e devem ser estimulados constantemente. Embora a cultura de BI&A seja intangível, ela desempenha um papel importante em todos os três caminhos do BASM. O BASM original descreve o processo que está sendo executado interativamente em diferentes partes da organização. No caso das PME 's, o crescimento da cultura de BI&A é iniciado pelo proprietário/gerente e se “espalha” pelos demais recursos organizacionais, resultando em mudanças de processos de negócios ou novos processos, trazidos pelos *insights* oriundos da BI&A. Os benefícios percebidos pelo negócio sugerem que a cultura de BI&A cresce com a repetição contínua dos três caminhos (Wee; Scheepers; Tian, 2022).

Com relação ao nível do uso da informação (construto *D-Level of information Use*, fig. 15), ele é gerado principalmente no Caminho 1, com foco no uso de informações em nível operacional. À medida que o uso da informação aumenta, o Caminho 2 é ativado para gerar recursos analíticos para a organização. Conforme as iterações subsequentes aumentam o uso de informações, o Caminho 3 é acionado, levando ao uso estratégico das informações. Um exemplo de uso operacional da informação pode ser representado por uma farmácia de varejo, onde o proprietário-gerente depende do sistema de vendas para verificar os níveis de estoque e os produtos que necessitam de reabastecimento. Este exemplo no nível de uso de informações está relacionado ao Caminho 1, onde os recursos da organização são usados para otimizar outros recursos. Em outro exemplo, onde a gestão necessita atingir objetivos operacionais, mas faz-se necessário considerar muitas variáveis, implicando no uso de diversas fontes de informação (por exemplo, dados oriundos do sistema de contabilidade e bases de dados transacionais como emissão de notas fiscais), que estão relacionadas. O uso de informações para o planejamento estratégico está relacionado a desafios de longo prazo em relação às forças competitivas e ao ambiente externo. Por exemplo, um proprietário/gestor de uma PME pode decidir introduzir métricas do setor para comparar sua organização. Além disso, o proprietário/gestor pode beneficiar-se da análise de dados para identificar oportunidades de negócio com as taxas de juros mais atrativas. Experiências bem-sucedidas podem estimular a organização a investir em um sistema de BI&A que utiliza dados internos, coleta dados externos e gera relatórios e gráficos, potencializando a capacidade da PME de obter *insights* sobre seu desempenho através da análise de dados sintetizados em um painel gráfico de indicadores de desempenho, por exemplo. O desenvolvimento de um sistema de informação integrado que combina informações internas e externas pode ser visto como o estado mais elevado dos Caminhos 1, 2 e 3, onde são necessários recursos analíticos e organizacionais cada vez mais avançados (Wee; Scheepers; Tian, 2022).

Por fim, o aspecto de investimento financeiro (construto *E-Financial investment*, fig. 15), é um construto chave para esta abordagem, pois as mais robustas tecnologias facilitadoras de BI&A geralmente requerem um alto investimento financeiro. Além disso, a adição de recursos eleva o custo total dos projetos de BI&A. É sabido que as PME's têm preocupações com custo e esforço. Os níveis de investimento financeiro ocorrem em várias iterações. Por exemplo, o proprietário/gestor da PME pode experimentar uma ferramenta de BI&A com um baixo investimento financeiro inicial e pode relutar em tomar novas iniciativas de BI&A. Essa experimentação está alinhada com o conceito de "bricolagem necessária", no qual as PME's se "contentam com o que têm" para tentar alcançar novos objetivos (Jaouen; Nakara, 2015). Um investimento financeiro considerado de nível médio pode ser necessário quando a PME embarca no Caminho 2 ou 3, com investimentos constantes em tecnologias facilitadoras de BI&A, exigindo mais *hardware* e *software*. Além disso, temos outros custos relacionados, tais como, por exemplo, capacitações técnicas e customizações. Um típico investimento financeiro de nível médio é quando o proprietário/gestor da PME busca resolver problemas de nível gerencial. Por exemplo, um atacadista de café investe em um servidor compartilhado para armazenar dados de vários sistemas e, através de ferramentas, processos e técnicas de BI&A, consegue obter *insights*. O próximo exemplo representa o nível mais elevado de investimentos ao construir toda uma infraestrutura de BI&A de forma gradual, exigindo vários investimentos na aquisição/aprimoramento dos recursos organizacionais, tais como o aprimoramento dos módulos de relatórios do sistema de CRM e a atualização dos sistemas de TI para desenvolver painéis de indicadores de desempenho em tempo real. Estes exemplos demonstram como os Caminhos 1, 2 e 3 (não necessariamente os três caminhos nem necessariamente nesta ordem) podem ser disparados pela PME para aumentar a experiência, o conhecimento e a confiança em projetos de BI&A visando obter vantagem para o negócio (Wee; Scheepers; Tian, 2022).

4.4 CONTRIBUIÇÕES RESULTANTES DA REVISÃO SISTEMÁTICA

Verificou-se no processo de revisão sistemática publicações com modelos teóricos e práticos que confirmaram a relevância da análise de dados com *Big Data* nas PME's, com destaque para a inserção de novos processos na estrutura sistêmica da organização. Os estudos, experiências e modelos relatados no acervo bibliográfico pesquisado adicionaram embasamento para a realização de um estudo de caso no qual o pesquisador pretende contribuir com proposições de ajustes nos processos de negócios de *marketing* e vendas para que a análise

de dados tenha o seu potencial de aproveitamento potencializado em termos de melhoria de gestão e competitividade em pequenas empresas.

O estudo bibliográfico enfatizou os problemas que dificultam a aplicação da análise de dados nas PME's contrastando com a grande contribuição em termos de melhoramento do desempenho de funcionamento e competitividade das empresas, ao ponto de convencer que a análise de dados é crucial para a sobrevivência das PME's. A qualificação de “*leads*” e o aperfeiçoamento das mensagens e conteúdo que são enviadas aos potenciais clientes são as ferramentas tradicionalmente utilizadas por PME's, em especial nos processos de *marketing* e vendas, com auxílio das redes sociais. Mas, afinal, como uma PME pode promover a introdução da análise de dados em seus processos de negócios?

Esta pergunta estabelece o foco do presente trabalho acadêmico nos processos de negócio. A análise de dados é uma atividade que agrega valor e subdivide-se em processos de negócios que necessitam ser formalizados no ambiente empresarial. A definição do problema/oportunidade, a busca e preparação dos dados até a efetiva análise de dados que podem contribuir para o atingimento dos objetivos empresariais. Os processos de negócio necessitam estar presentes quando se enxerga a organização como um sistema.

Entre os problemas enfrentados pelas PME's a para a aplicação adequada da análise de dados estão as barreiras organizacionais e a falta de estudo de casos orientadores (Coleman *et al.*, 2016), a necessidade de estruturação dos processos de negócio para se tornar uma empresa *Data Driver Business Model* (DDBM), ou uma empresa cujo modelo de negócios é orientado a dados, em especial os processos de *marketing* (Bange; Derwisch, 2016). Em suma, esta estruturação é evidenciada pela necessidade de revisão, reformulação e adequação dos processos organizacionais. Vale destacar a importância da lógica dominante na adoção de abordagem orientada a dados, especialmente em PME's onde as barreiras inerentes dificultam a sua aplicação (Prahalad; Bettis, 1986; Bettis; Prahalad, 1995; Grant, 1988; Côté; Langley; Pasquero, 1999; Jarzabkowski, 2001; Prahalad, 2004; Obloj, T.; Obloj, K.; Pratt, 2010).

Neste sentido, a proposição de remodelagem dos processos organizacionais na organização estudada precisa levar em consideração este aspecto, entendendo qual é a lógica dominante, sua manutenção ou reformulação diante das oportunidades oferecidas pela análise de dados com *Big Data*. As PME's têm uma mentalidade estabelecida – uma lógica dominante - que muitas vezes impede estas empresas de transformar dados em produtos e oferecer serviços através de modelos de negócios inovadores (Kugler, 2020). Devido às barreiras de implantação da análise de dados em PME's, torna-se relevante a escolha de onde e como adicioná-la. O conceito de lógica dominante trata do porquê um grupo de gestores falha ao pensar

estrategicamente sobre as próximas mudanças estruturais em seu *core business* (Prahalad; Bettis, 1986).

Neste contexto, um elemento torna-se fundamental: o modelo BASM - *Business Analytics Success Model*, que avança propositivamente com um modelo genérico de implantação da análise de dados (BI&A - *Business Intelligence e Analytics*) nas organizações, com adaptações para a sua aplicação em PME's. O modelo evidencia a importância da geração de “*insights*” que se refere à obtenção de uma compreensão profunda de algo decorrente do uso de recursos analíticos de negócios. Tais “*insights*” levam a tomada de decisões que usam os recursos atuais da organização ou pressionam pela sua mudança.

Portanto, além da exaustiva fundamentação das vantagens e barreiras da adoção da análise de dados pelas PME's, um encontro entre a necessidade de entendimento da lógica dominante e os passos do modelo BASM fornecem um direcionamento teórico para o estudo de caso, o qual passamos a formalizar no capítulo seguinte.

5 ESTUDO DE CASO - MAPEAMENTO DE PROCESSOS

O estudo de caso desta pesquisa é restrito para uma empresa catarinense prestadora de serviços na modalidade *SaaS*. Realizou-se um novo ciclo de busca de conhecimento sobre a organização objeto do estudo de caso. Nesta etapa, buscou-se saber sobre o uso de análise de dados com *Big Data* e mudanças em processos organizacionais em empresas *SaaS* na tentativa de se obter uma maior contribuição teórico empírica para a presente pesquisa.

5.1 CARACTERIZAÇÃO DA EMPRESA

Fundada em 2001, a empresa em estudo é uma sociedade anônima com sede em Florianópolis, importante polo tecnológico de Santa Catarina, referência em todo o país pela qualidade dos serviços e produtos oferecidos por empresas de vanguarda. Neste ambiente, destaca-se como uma das poucas empresas a fornecer soluções na área de segurança da informação desenvolvidas totalmente com tecnologia nacional.

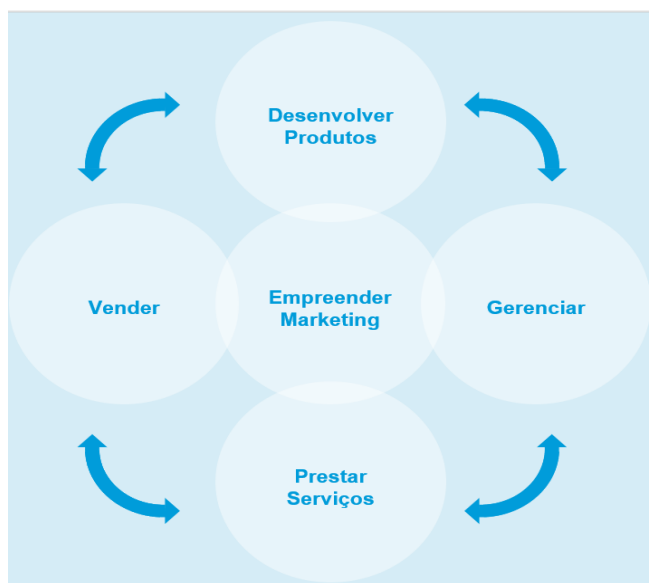
A empresa estudada possui atualmente 110 colaboradores, com faturamento de 20 milhões de reais e projeto de crescimento exponencial e escalada de negócios para os próximos anos. Realizou grande investimento em infraestrutura de datacenter e redes de comercialização de varejo, sendo que o principal mercado são empresas consumidoras de serviços *web*, na modalidade *SaaS - Software as a Service*, onde as API's - *Application Programming Interface* fornecidas pela empresa são integradas nos negócios virtuais de seus clientes (plataforma computacionais financeiras, loterias, seguradoras, telemedicina, RH sem papel, custodiantes, FIDC's e outras) que pagam conforme unidades de consumo, caracterizadas por contagem de cada acesso que fazem aos serviços em nuvem.

A empresa possui convênios de cooperação tecnológica de grupos de pesquisas das principais universidades da região. Tem como missão desenvolver e comercializar soluções, produtos e serviços para garantir a segurança e promover a confiança no uso de documentos eletrônicos e processos digitais e procura ser líder em soluções para processos digitais e preservação segura de documentos eletrônicos. Os clientes são empresas médias e grandes, nacionais e multinacionais, que atuam nos setores público e privado.

5.1.1 Estrutura organizacional e processos de negócio

A figura 21 representa os macroprocessos de negócio da organização.

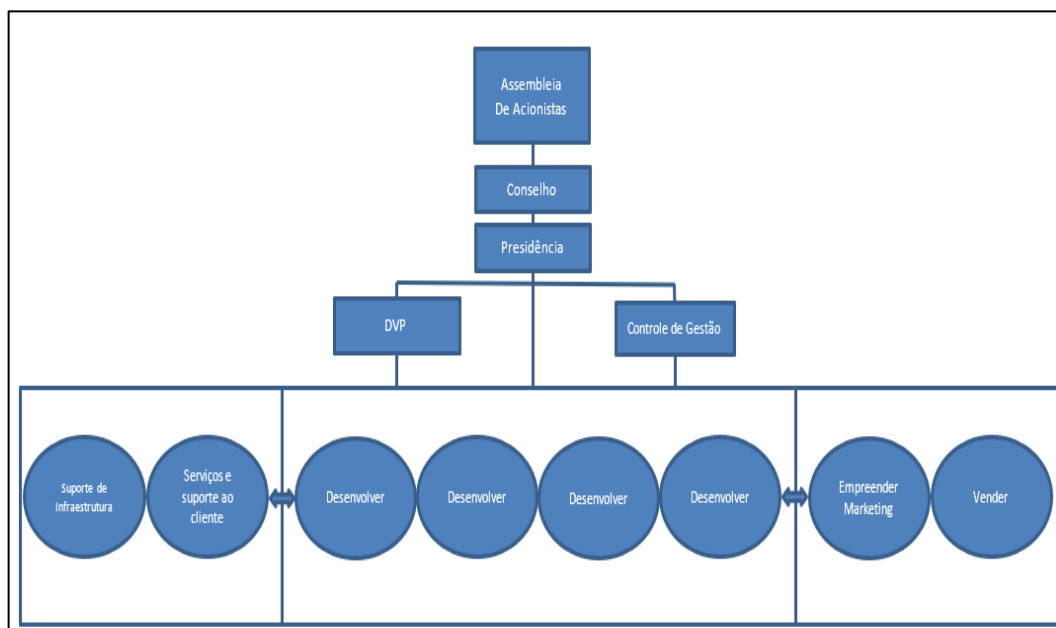
Figura 21 - Macroprocessos de negócio da organização



Fonte: Documentação interna da empresa (2023).

Existe uma relação entre a estrutura hierárquica departamental com os macroprocessos de negócios. A Assembleia de acionistas aprova as contas e elege o Conselho de Administração que, por sua vez, aprova o plano estratégico e a escolha do CEO e dos diretores e acompanha periodicamente o desempenho da organização. Além do CEO, mais dois diretores compõem a linha hierárquica. Sob esta estrutura de comando estão os processos de negócios “suporte de infraestrutura”, “serviços de suporte ao cliente”, “desenvolvimento”, “empreender *marketing*” e “vendas” (Figura 22).

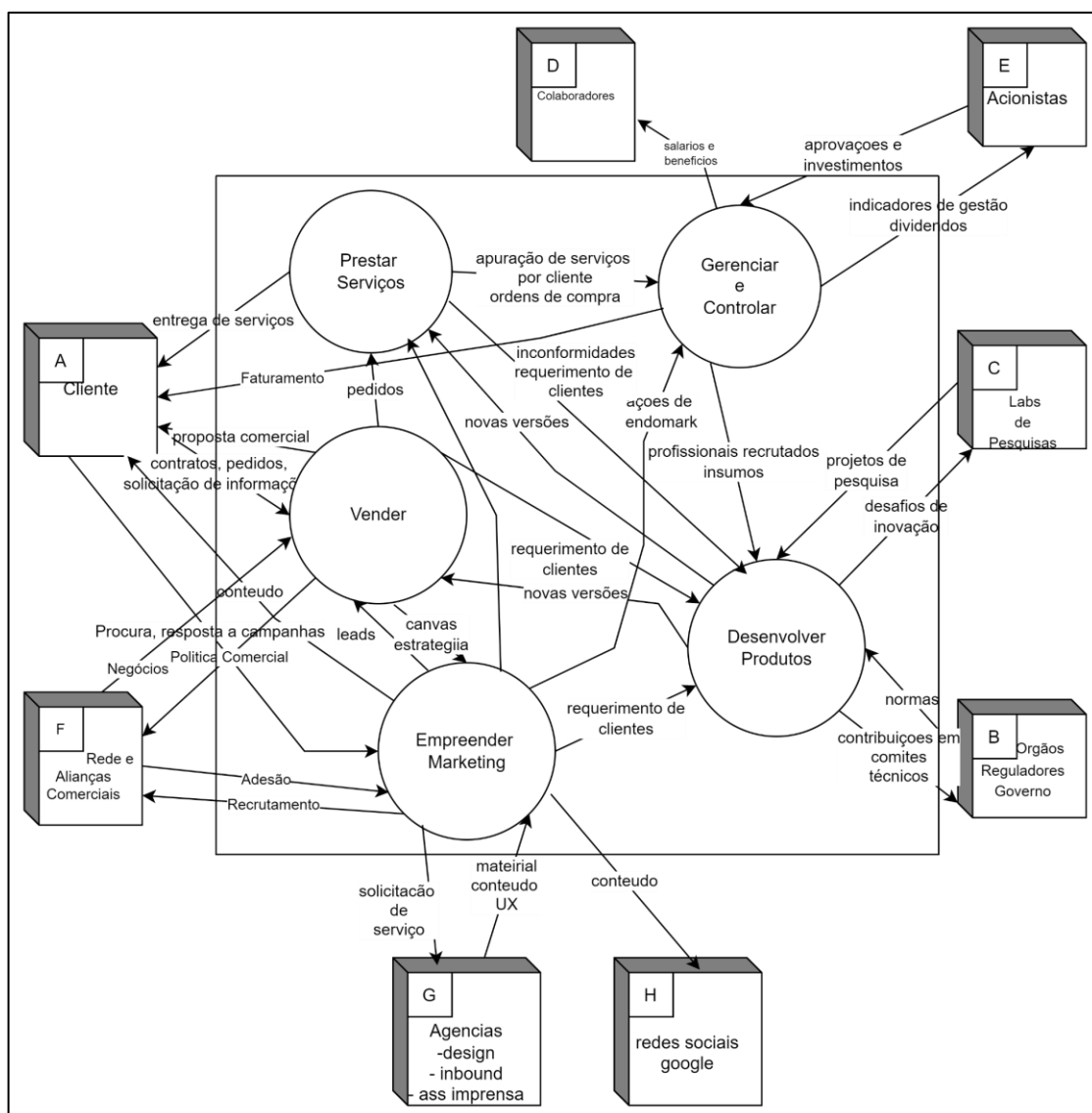
Figura 22 - Estrutura e processos de negócio da organização



Fonte: Documentação interna da empresa (2023).

Percebe-se a adoção de uma abordagem sistêmica na formalização da estrutura organizacional. O diagrama abaixo fornece uma visão geral dos processos de negócios e as relações internas e externas com os principais eventos (Figura 23). Destaca-se que este estudo possui foco na análise de dados nos processos de negócios de empreender *marketing* e vendas que serão mapeados detalhadamente.

Figura 23 – DFD com as macros funções de negócio da organização



Fonte: Elaborado pelo autor com base em observação e entrevistas (2023).

Fez-se necessário detalhar cada macroprocesso da organização estudada.

5.1.2 O macroprocesso “Prestar serviços”

Um macroprocesso ou macro função pode ser sistematicamente dividido em hierarquias – macroprocesso, função, processo, subprocesso e atividade – que nada mais são do que nomenclaturas utilizadas para representar um processo de negócio e suas relações entre cada atividade.

No caso da organização estudada, o macroprocesso “Prestar serviços” engloba o suporte de infraestrutura de TI e a gestão das redes de computadores, tanto os utilizados para a prestação de serviços aos clientes na modalidade *SaaS*, quanto a infraestrutura necessária para uso dos colaboradores, principalmente no processo de desenvolvimento de *software*.

O processo de “Prestar serviços” foi subdividido com a intenção de separar as atividades ligadas diretamente a prestação de serviços aos clientes, na modalidade *SaaS*, daqueles de prestação de serviços de suporte interno à empresa. A prestação de “Serviços ao cliente” envolve a ativação dos serviços vendidos, capacitação, atendimento ao usuário (possui níveis conforme o perfil do cliente), operação, manutenção preventiva e corretiva. Todos os contratos da empresa com os seus clientes possuem um acordo de nível de serviços rígido tendo em vista que a operação dos clientes depende da plena disponibilidade dos *softwares* em ambiente de nuvem. Já o processo de “serviço de suporte ao cliente” está localizado em uma unidade denominada CS - *Customer Success*, caracterizada por ser o principal ponto de contato para o cliente. As principais atribuições da área de suporte ao cliente são: acompanhar os clientes no processo de integração dos serviços; acompanhar e controlar o CHS - *Customer Health Score*; apoiar as equipes de Suporte e Desenvolvimento na resolução de problemas técnicos e incidentes, gerindo expectativas e minimizando o impacto na satisfação do cliente; interagir com setores internos com a finalidade de atender as demandas dos clientes; gerir indicadores de resultados, de engajamento e de satisfação dos clientes; elaborar materiais de capacitação; conduzir treinamento para clientes externos. A figura abaixo apresenta os subprocessos do processo de negócios de prestação de serviços ao cliente (Figura 24).

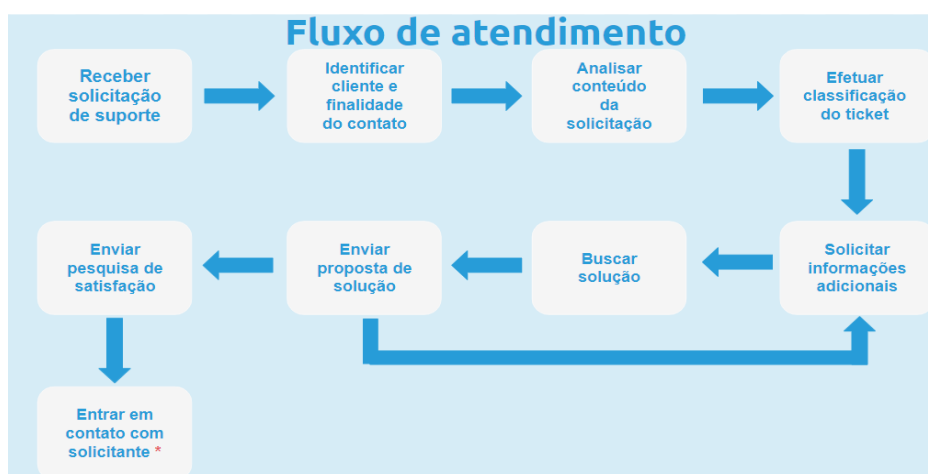
Figura 24 - Subprocessos de prestação de serviços de suporte ao cliente



Fonte: Entrevistas e material de capacitação interna da empresa estudada (2023).

O serviço de suporte ao cliente envolve prestar atendimento e suporte aos clientes via telefone, *e-mail* e chat; tirar dúvidas quanto a utilização e configuração dos serviços; resolução de problemas técnicos; acompanhar os acordos de níveis de serviços - *Service Level Agreement* (SLA) - dos tickets para garantir o atendimento dentro do prazo (Figura 25).

Figura 25 - Fluxos de atendimento dos serviços de suporte



Fonte: Entrevistas e material de capacitação interna da empresa estudada (2023).

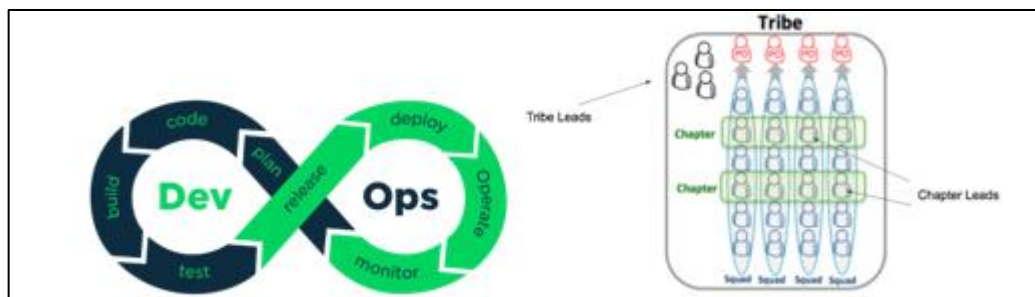
Ainda fazem parte deste processo as atividades de registrar e categorizar os atendimentos na ferramenta de *help desk* e elaborar materiais de suporte para utilização de serviços seguindo o fluxo apresentado abaixo.

5.1.3 O macroprocesso “Desenvolver produtos”

Os processos de desenvolvimento de produtos são replicados por produto ou por tecnologias básicas, onde se aplicam as metodologias de desenvolvimento ágil de *software*

caracterizada pela sigla DEVOPS (Desenvolvimento e Operações). Percebe-se o ciclo que integra o desenvolvimento e a operação, entrada em produção dos serviços *SaaS*, integrando os processos de desenvolvimento com os de serviços (Figura 26).

Figura 26 - Processo de desenvolvimento de *software*



Fonte: Documentação interna da empresa (2023).

Um grande conjunto de *softwares* básicos e de ferramentas computacionais são utilizados nos diversos processos de negócio da empresa, oferecendo uma visão da complexidade operacional (Figura 27).

Figura 27 - Ferramentas computacionais em uso na organização



Fonte: Material de capacitação interna da empresa estudada (2023).

Uma opção interessante é optar por *softwares* caracterizados como de “código aberto”, isto é, *softwares* que podem ser utilizadas sem custo de aquisição de licenças.

5.1.4 O macroprocesso “Gerenciar e controlar”

No conjunto de processos sob o nome “Gerenciar e controlar” estão o controle de gestão, planejamento estratégico, gerenciamento de RH, o gerenciamento financeiro, o gerenciamento contábil e a relação com os acionistas. A empresa estudada mantém práticas de governança baseada na lei das S.A. (sociedades anônimas) e nas práticas de governança propostas pelo Instituto Brasileiro Governança Corporativa - IBGC.

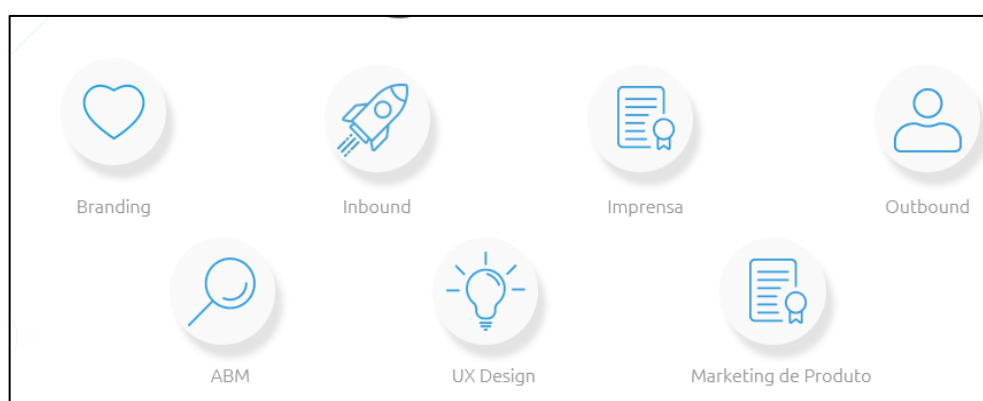
Para um entendimento da visão macro sistêmica da empresa estudada foram descritos até este ponto, resumidamente, os processos de negócios de “Prestar serviços”, “Desenvolver produtos” e de “Gerenciar e controlar”. Na sequência, serão mapeados com maior riqueza de detalhes, proporcionado pelo uso combinado das técnicas do diagrama de contexto e do DFD - Diagrama de Fluxo de Dados, conforme conceituado na revisão bibliográfica e formalizado nos procedimentos metodológicos, os processos de negócios “Empreender *marketing*” e “Vender”, onde estabelecemos o foco desta pesquisa. Tais técnicas permitem o entendimento da situação atual e uma linguagem gráfica para proposição de uma nova situação.

5.1.5 O macroprocesso “Empreender marketing”

Nesta etapa, realizou-se o mapeamento dos processos de empreender *marketing* utilizando a técnica de DFD, pois ela permite entender as entidades externas, atores participantes do cenário, os processos, os fluxos de informações e os depósitos de dados. Realizando refinamentos sucessivos em interações com as pessoas que atuam na respectiva área da empresa estudada, obteve-se um detalhamento suficiente para o entendimento da situação atual na empresa estudada.

O *marketing* na empresa estudada é empreendido aplicando-se as estratégias de branding, ABM (*Account-Based Marketing*), *Inbound Marketing*, UX (*User Experience*) Design, Imprensa, *Marketing* de Produto e *Outbound Marketing* (Figura 28). Tais conceitos podem ser revisitados no subcapítulo 2.11 do presente estudo.

Figura 28 - Estratégias de marketing

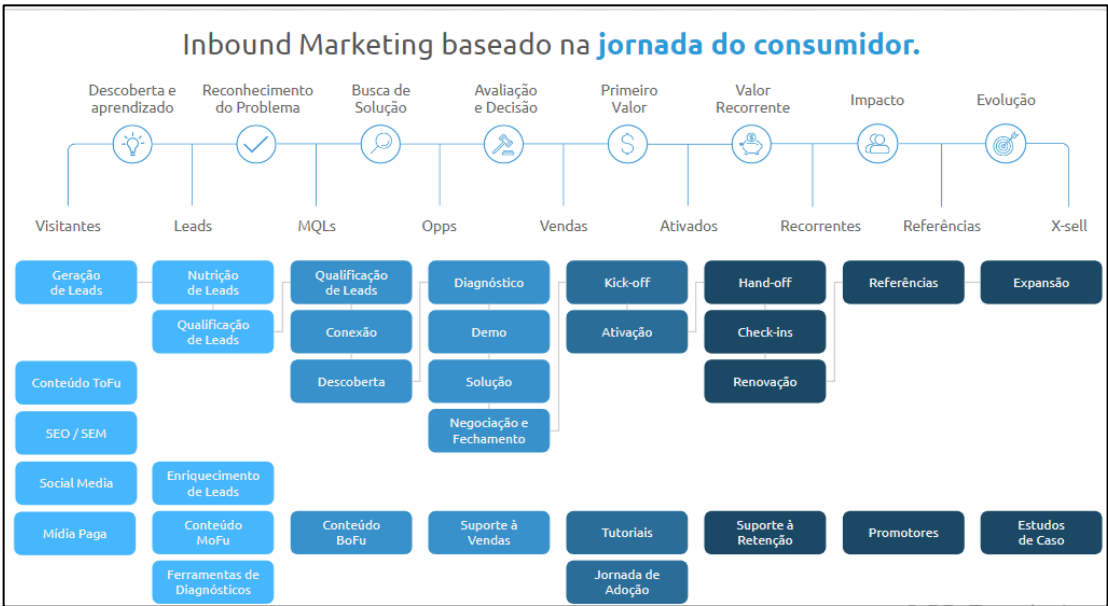


Fonte: Material de capacitação interna da empresa estudada (2023).

A empresa estudada faz uso das estratégias de *Inbound* e *Outbound Marketing* visando posicionar sua área de marketing na busca por consolidar tais processos na organização.

A figura 29 representa como a empresa estudada busca aplicar o *Inbound Marketing* como estratégia para vendas.

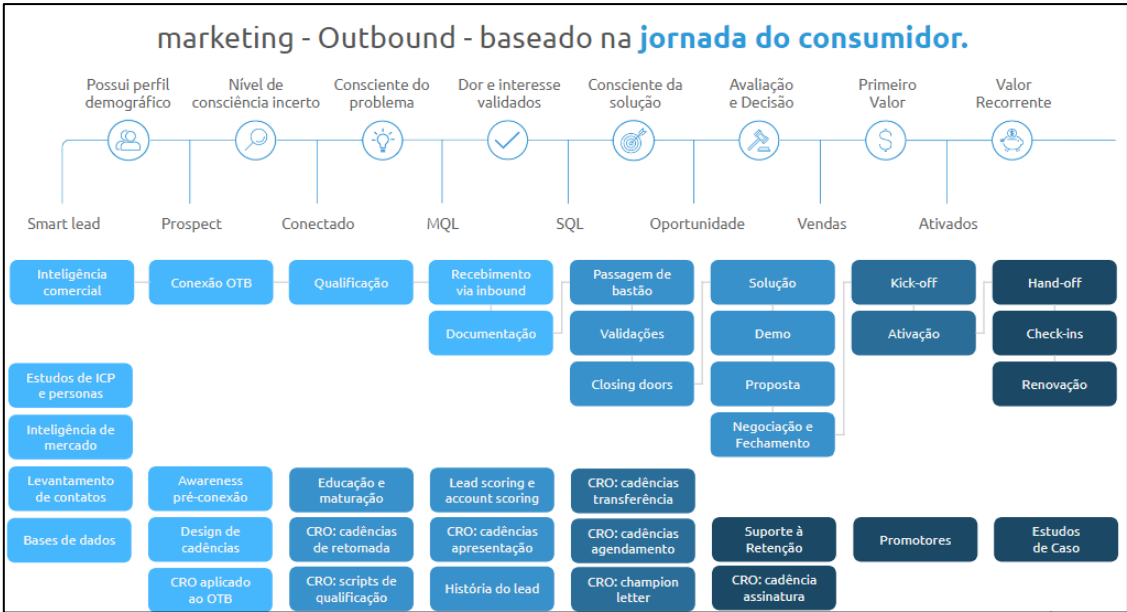
Figura 29 - Estratégia de *Inbound Marketing* na organização



Fonte: Material de capacitação interna da empresa estudada (2023).

A figura 30 representa como a empresa estudada busca aplicar o *Outbound Marketing* como estratégia para vendas.

Figura 30 - Estratégia de *Outbound Marketing* na organização

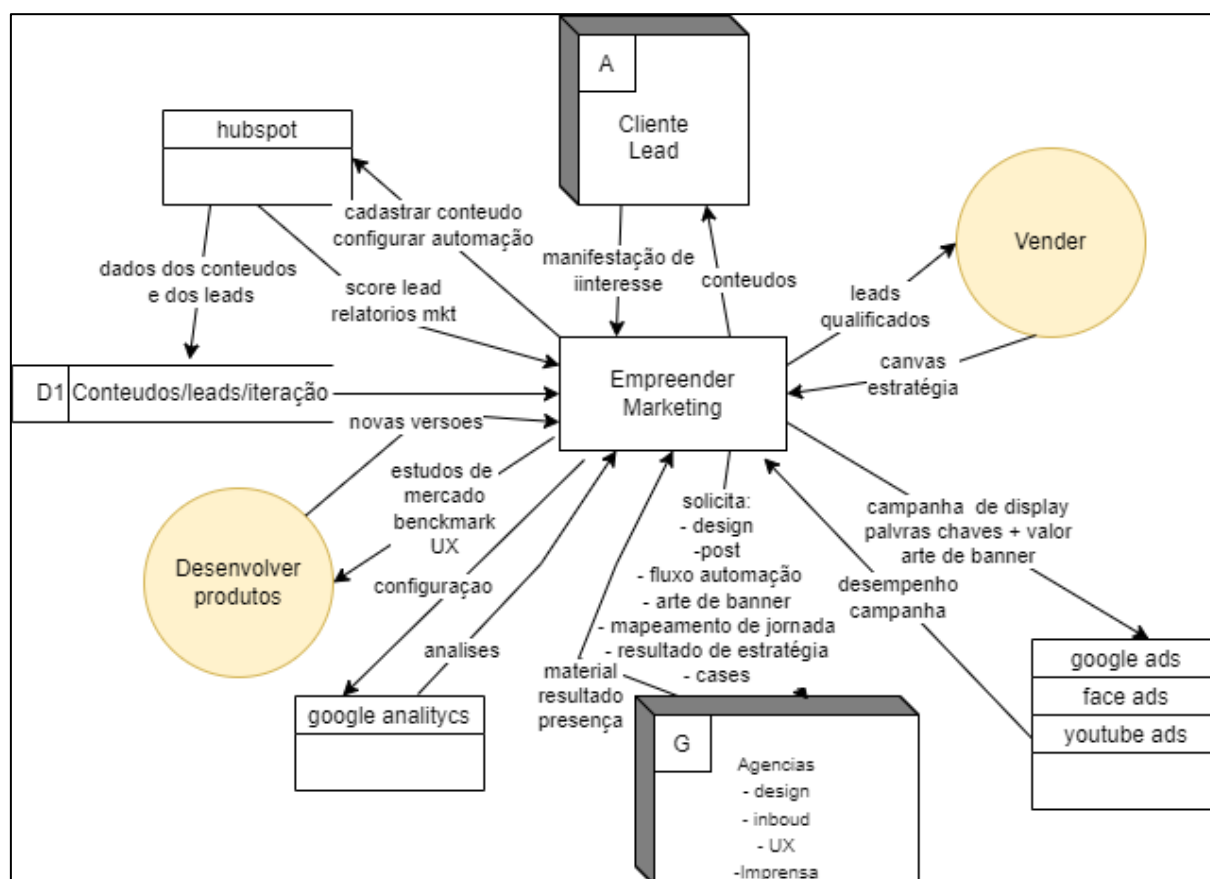


Fonte: Material de capacitação interna da empresa estudada (2023).

O estudo da documentação interna da organização em questão possibilitou o entendimento das estratégias de *marketing*, porém, para o mapeamento da situação atual que representa o que, como, e se tais estratégias estão sendo aplicadas e formalizadas, realizamos

reuniões com os gestores internos da área de *marketing*. Nestas reuniões, utilizando técnicas de elaboração de diagramas, produziu-se o diagrama de contexto (Figura 31), que permite entender as principais entidades externas ao processo em estudo que se relacionam com os processos de negócio do *marketing* ou “Empreender *Marketing*”.

Figura 31 - Diagrama de Contexto do processo “Empreender *Marketing*”



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

Neste diagrama, verifica-se que pessoas, organizações, sistemas e banco de dados que se conectam através de um fluxo de dados. “Empreender *marketing*”, ao centro, é a origem e destino do fluxo de informações e eventos que nos interessa mapear. Identificamos a relação do *marketing* com os processos de negócios da empresa estudada de “Desenvolver produtos” e “Vender”; o uso de sistemas informatizados, em destaque o *Hubspot®*, *software* de gestão onde os conteúdos de *marketing* são cadastrados e os fluxos de automação da jornada dos *leads* são monitorados.

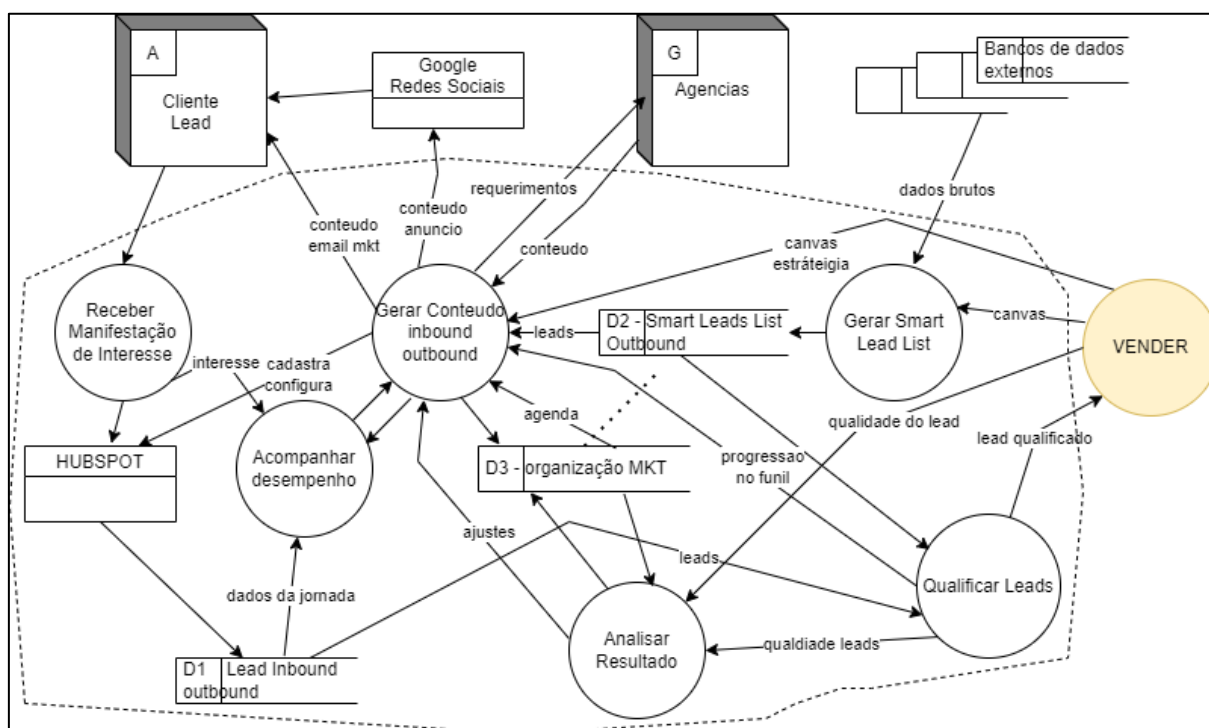
Verificou-se a busca de “*leads*” ou clientes potenciais e o uso intenso de prestadores de serviços para produzir conteúdo de interesse dos clientes potenciais, enviados via redes sociais ou anúncios no google. Importante destacar a base de dados D1 - conteúdos/*leads*/interação,

gerenciada pelo sistema *Hubspot®*, onde estão registrados os materiais criados para atrair clientes, os dados de quem se interessa pelos materiais, os produtos da empresa e todo o ciclo de interação que caracteriza a jornada de compra.

O detalhamento do processo de negócio “*Empreender marketing*” está representado sob o formato de Diagrama de Fluxo de Dados. Utilizamos esta técnica de diagramação como ferramenta para entendimento dos processos de negócios da situação, que permite o refinamento sucessivo, compartilhado com a equipe da empresa, até o momento em que todos concordaram que o diagrama final melhor representava a realidade da organização.

Nesta visão sistêmica, o macroprocesso “*Empreender marketing*” divide-se em subprocessos de “Receber manifestação de interesse”, “Gerar conteúdo *Inbound* e *Outbound*”, “Acompanhar desempenho”, “Gerar *smartlist leads*”, “Qualificar *leads*”, “Analisar resultado” e “Acompanhar desempenho”. Verificou-se um fluxo de informações com clientes firmes, clientes potenciais, agências prestadoras de serviços de geração de conteúdo e assessoria de imprensa (Figura 32).

Figura 32 - DFD do processo “*Empreender Marketing*”



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

A empresa utiliza o sistema *Hubspot®* para cadastrar os conteúdos, configurar a jornada de relacionamento com cada *lead*, acompanhar o progresso do interesse entre outras etapas. A principal conexão interna é com o processo “Vender”, que será detalhado posteriormente. O

processo “Empreender *marketing*” recebe a estratégia comercial que fundamenta a elaboração de conteúdo para os potenciais clientes (*Inbound*) e a geração e complementação de uma lista de potenciais clientes (*SmartLead List*) a partir de bases de dados externas e internas (*Outbound*).

Destaca-se o processo de geração de conteúdo a ser enviado ao cliente em potencial por diversos canais possíveis, entre eles as redes sociais, *blogs* indexados aos motores de busca, *e-mail* e diretamente. Os conteúdos são elaborados conforme o progresso do cliente potencial (*lead*) na jornada de *marketing*. Este ciclo objetiva estimular o interesse pelos produtos da empresa, via conteúdos que vão de encontro ao problema para o qual o cliente potencial procura solução, até que, mediante critérios pré-estabelecidos o “*lead*” atinge um “*score*” de qualificação e então é encaminhado para o processo de vendas. A diferença fundamental entre a estratégia de *Inbound* e *Outbound*, é que, na segunda, o conteúdo de *marketing* é gerado para uma lista denominada “*SmartLead List*”, criada por processos internos, a partir de bases de dados internas e externas. Com base na estratégia de vendas, onde define-se, via técnica de Canvas e/ou outras, o valor a ser agregado a um determinado perfil de cliente potencial, os subprocessos de análise de dados buscam criar as chamadas “listas inteligentes” conforme os potenciais clientes atendem as características do perfil e, assim, entram no ciclo de geração de conteúdo para atrair, preparar, educar, os mesmos, para que venham a ter interesse em avaliar a possibilidade de usar os produtos da empresa.

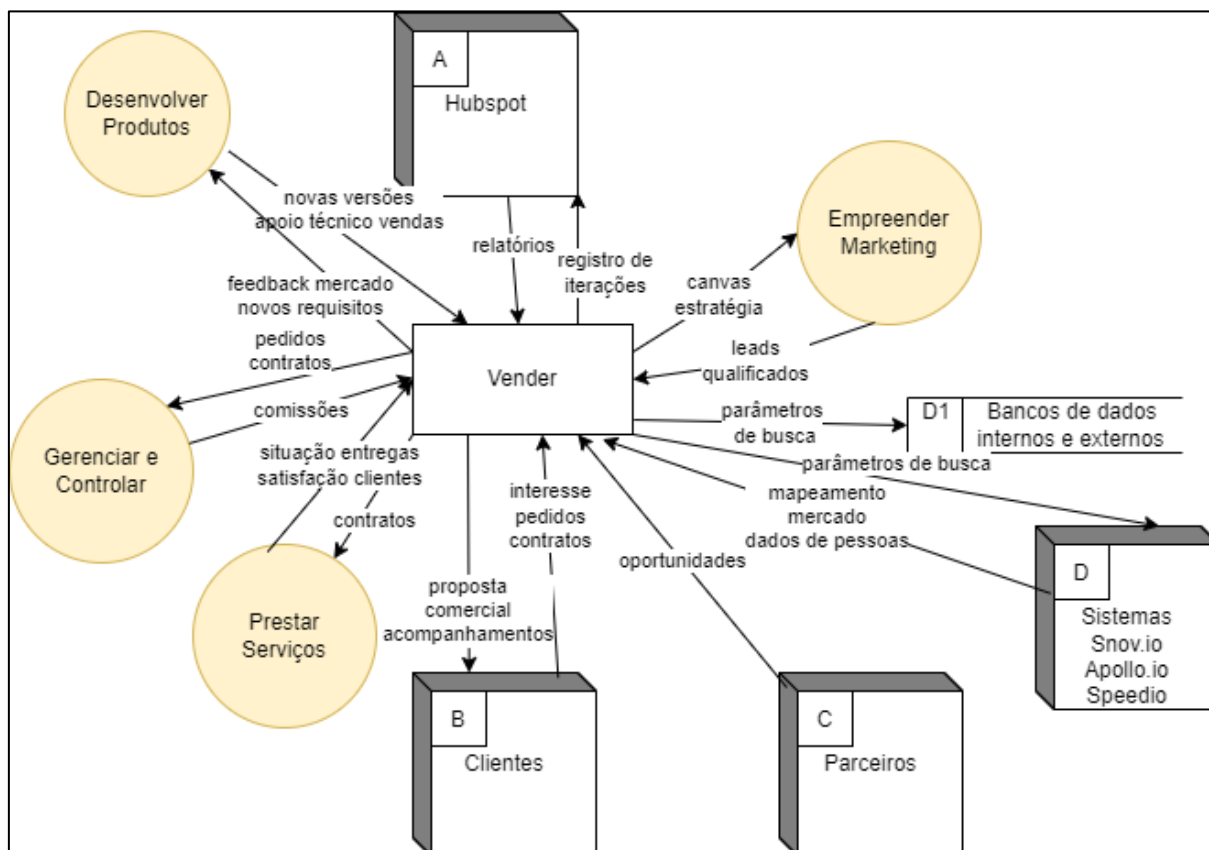
Pelas suas características, o processo de gerar “*SmartLead List*”, envolve a análise de dados nos moldes de interesse desta pesquisa e, portanto, optou-se por buscar um maior detalhamento através de um novo levantamento de informações junto a equipe de colaboradores da empresa. Foi possível observar que a empresa utiliza prestadores de serviços para possibilitar acesso a bancos de dados, com vistas a obter listas de potenciais contatos dentro das empresas selecionadas em determinado perfil. Entre os produtos ofertados pelos prestadores de serviços de dados estão o Snov.io® (<https://snov.io/br/>); o Apollo.io® (<https://www.apollo.io/>), o Speedio® (<https://speedio.com.br/>) e o Econodata® (<https://econodata.com.br/>). Estas ferramentas são utilizadas com maior intensidade nos processos de negócio “Vender”, detalhado a seguir.

5.1.6 O macroprocesso “Vender”

Os processos de “Vender” se relacionam com as áreas de *marketing*, Desenvolvimento de Produtos, Financeiro, Prestação de Serviços e Clientes (clientes firmes ou potenciais). O

processo “Vender” faz uso compartilhado de informações com a área de *marketing* através do sistema *HubSpot*®, e utiliza os serviços de acesso a bases de dados externas para elaborar listas de potenciais clientes conforme estratégia de venda definida e resumida em um *Canvas*. O diagrama de contexto apresenta o processo de “Vender” e seus relacionamentos externos (Figura 33).

Figura 33 - Diagrama de contexto para o processo “Vender”

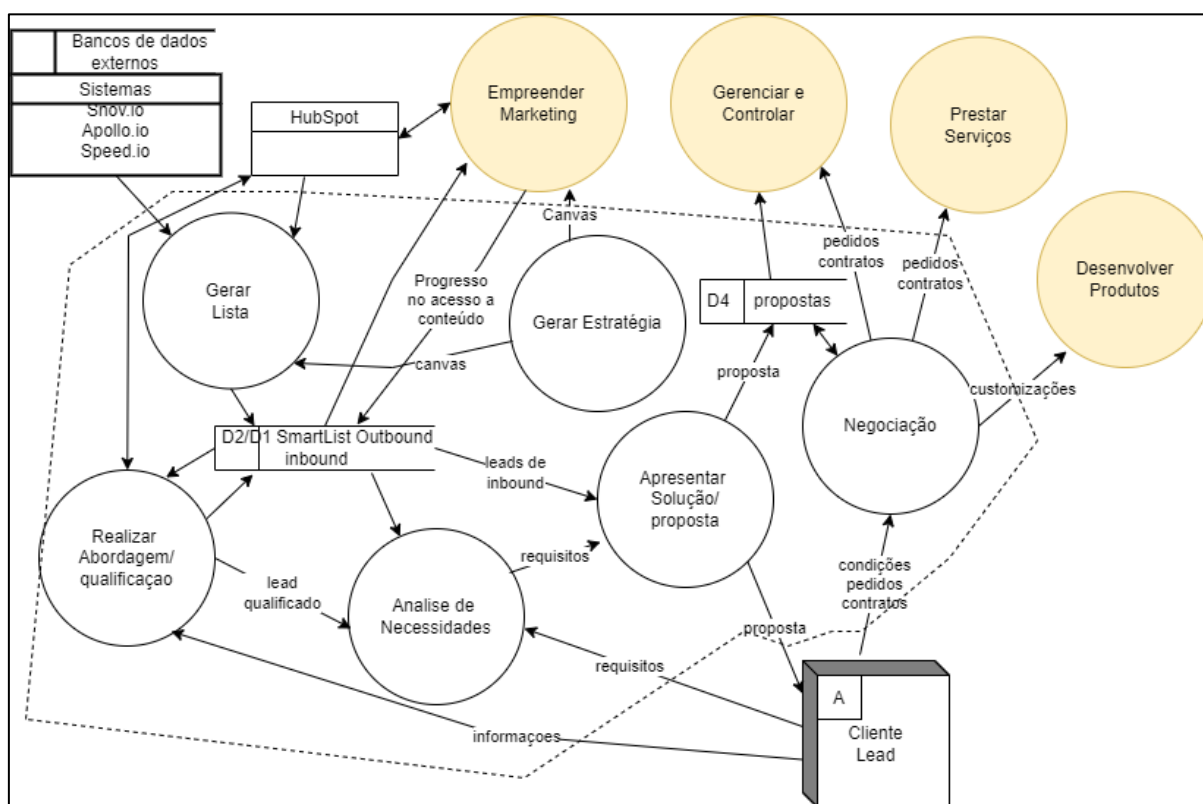


Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

Em reuniões internas com a participação de consultores e parceiros, as estratégias e metas de vendas por produto são elaboradas. Normalmente as estratégias de vendas tem origem na busca pela replicação de casos de sucesso. A geração de estratégia resulta em um *Canvas* que define os potenciais clientes, as necessidades inferidas destes e qual o valor que o serviço da empresa irá agregar aos negócios dos potenciais clientes. A partir da qualificação do perfil do potencial cliente, ocorre a busca por dados das pessoas de contato que atuam nos clientes em potencial, com auxílio de bases de dados externas. Este processo resulta em uma lista de *leads*, compartilhada, melhorada e alimentada pela área de vendas e pela área de *marketing*.

Um ciclo de melhoria da qualificação do cliente potencial, com tentativas de abordagem, se inicia até que se obtenha a oportunidade de entender as necessidades, delimitando e refinando os requisitos demandados para então produzir uma proposta técnica-comercial de prestação de serviços. Normalmente a prestação de serviços é contratada, onde o cliente passa a ter acesso às *API's* oferecidas na modalidade *SaaS*. Os preços são estabelecidos com base em uma “tabela” para uma quantidade de acessos, onde os preços são incrementados conforme a quantidade pré-determinada de acessos às *API's* seja ultrapassada. Em suma, o processo de negócios denominado “Vender” possui os subprocessos “Gerar Estratégia”, “Gerar Campanha”, “Gerar Demanda”, “Realizar Abordagem”, “Realizar Qualificação”, “Analisar Necessidades”, “Apresentar Solução-Proposta” e “Negociação”. Do subprocesso de “Negociação” resulta um pedido ou um contrato, que deriva dentro da empresa estudada ordens de serviço para os demais setores, ou subsistemas, especialmente para o processo de prestação de serviços que fará o credenciamento, ativação e capacitação para o uso dos serviços vendidos. Abaixo tem-se o Diagrama de Fluxo de Dados mapeado em conjunto com a equipe da área comercial da empresa estudada (Figura 34).

Figura 34 - DFD do processo “Vender”



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

A busca pela qualificação dos clientes potenciais (*leads*) tem como objetivos, além de localizá-los, entender se existe “*match*” entre o que a empresa pode oferecer e os problemas-necessidades dos potenciais clientes. Atualmente, este processo é caracterizado por atividade que utilizam análise de dados. Porém, esta análise de dados fica restrita a dois aspectos: primeiramente, obter metadados das pessoas que poderiam ser os contatos internos dos potenciais clientes. Em segundo lugar, a busca pela identificação dos clientes potenciais que poderiam estar vivenciando um problema, uma necessidade em seu negócio de forma que os produtos e serviços da empresa estudada poderiam ser utilizados como uma solução que tivesse potencial de gerar valor agregado.

A partir do entendimento da situação atual de como uma empresa que comercializa serviços na modalidade *SaaS* funciona, e como vem utilizando a análise de dados nos processos de *marketing* e vendas, com base nos resultados da revisão sistemática e estudo de casos correlatos, vamos avaliar propostas de ajustes nos processos de negócios para aproveitar a potencialidade da análise de dados.

5.2 PROPOSTA DE AJUSTE NOS PROCESSOS ORGANIZACIONAIS

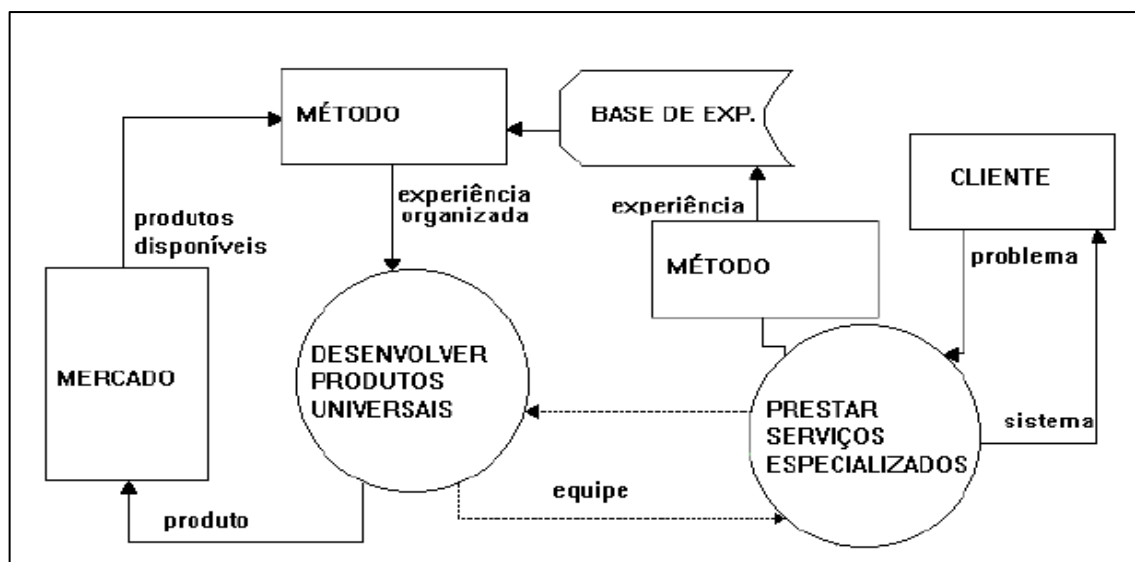
Percebe-se nos diagramas de fluxo de dados da situação atual que a ação de *marketing* e vendas da empresa estudada utiliza técnicas de análise de dados para qualificar, melhorar o conhecimento do cliente potencial, especialmente através do “*inbound* e *outbound*” onde conteúdos ricos e propostas comerciais customizadas são elaborados e enviados para atrair o cliente potencial. São processos formalizados e já universalizados, disponíveis na maioria das ferramentas de *CRM* que estão no mercado, inclusive a adotada pela empresa estudada que é o “*Hubspot®*”.

Depois dos estudos teóricos, e do árduo caminho para compreender como a empresa funciona, chegou o momento de procurar a resposta para a pergunta de pesquisa: como o gestor de uma pequena empresa pode promover a introdução da análise de dados em seus processos de negócio? Mas, com base em nossos achados teóricos, qual a lógica dominante que deveria ser adotada para se fazer o melhor uso da análise de dados nesta organização, que atua vendendo serviços na internet de forma muito parecida com muitas outras organizações similares?

As PME’s normalmente apresentam, em seus estágios iniciais, dificuldades de recursos para desenvolver os seus produtos, projetar-se no mercado e então escalar. Surgem do aprendizado com clientes pioneiros que selecionam tais empresas como prestadores de serviços normalmente pelo alto grau de inovação e tecnologia avançada, geralmente presente na expertise dos seus fundadores. Assim, entendemos que a lógica dominante para a empresa em

estudo, e que faz sentido no contexto de pequenas empresas, é a de replicação de casos de sucesso. Observando a Figura 35, percebe-se que a empresa presta serviços especializados de desenvolvimento de soluções de forma customizada para clientes específicos, que podem pagar por tal projeto. O cliente apresenta o problema, os prestadores de serviços elaboram um projeto, passam a desenvolver o artefato, as entregas são em etapas, o pagamento ocorre conforme as API's vão sendo disponibilizadas ao cliente, conectando o cronograma temporal com o financeiro. Ao final do projeto, a empresa que desenvolveu o produto/serviço sob encomenda tem em seu portfólio mais um “case”, uma experiência de sucesso.

Figura 35 - Fluxo do processo replicação de casos de sucesso em PME's



Fonte: De Rolt (2000).

Em um novo ciclo, a empresa prestadora de serviços obtém novos contratos, para novos projetos que podem aproveitar o aprendizado de projetos anteriores. Certamente a maior lucratividade resulta do aproveitamento de conhecimento e artefatos que estão prontos ou dominados. Na contínua repetição desta lógica dominante, a empresa fica “presa” à sua capacidade de atendimento, refém de uma pequena quantidade de clientes que podem pagar por um projeto caro e de longo prazo.

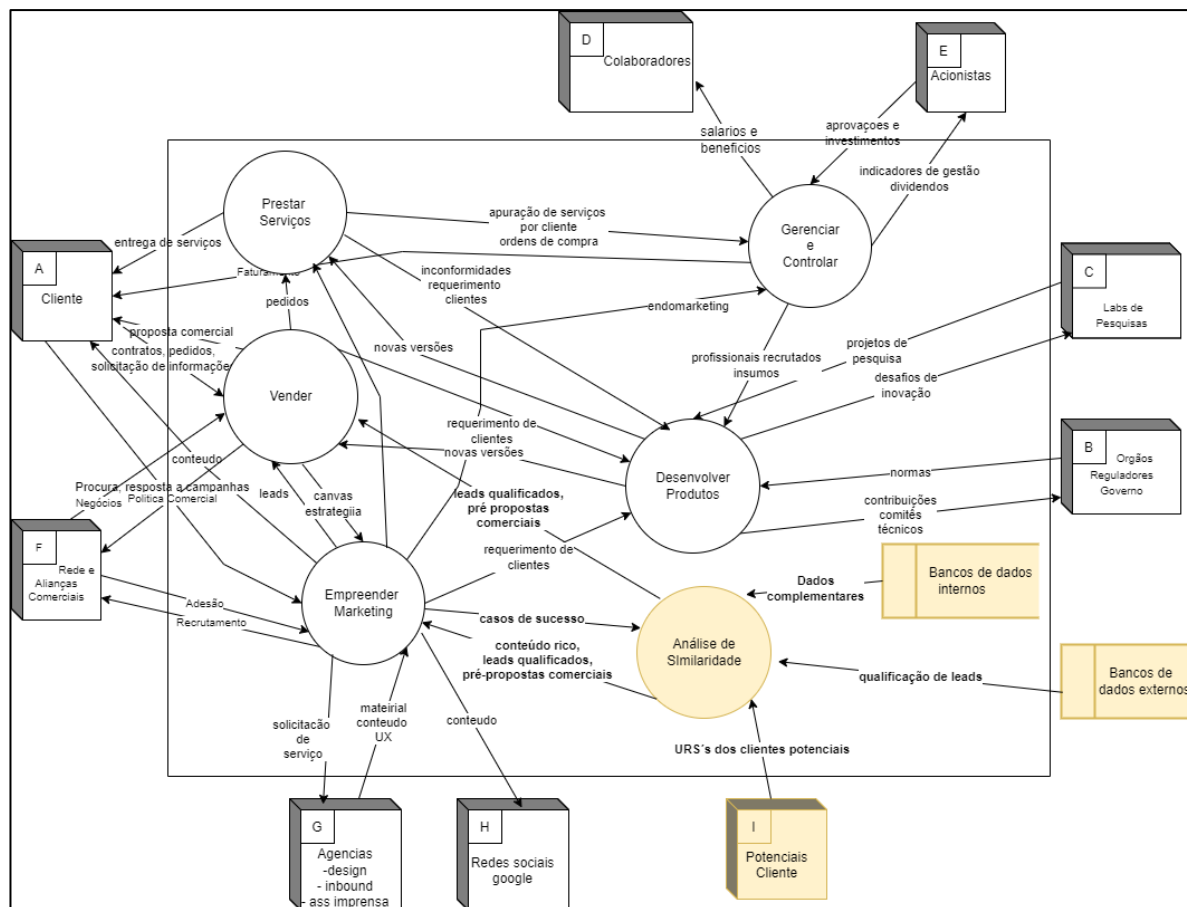
Esta lógica dominante, onde a repetição da aplicação do aprendizado aumenta o “*knowhow*” acerca do tema objeto do artefato, habilita a empresa a “empacotar” um produto, ou seja, transforma a sua experiência em ofertar produtos e serviços limitando-se apenas aos casos em que os produtos e serviços podem vendidos de forma recorrente (no caso serviços *SaaS*), por preços acessíveis, para ser acessados por uma grande quantidade de clientes. A

empresa estudada já possui um acervo de “casos de sucesso” em diversos clientes tendo, portanto, um currículo que lhe credencia a atuar no mercado.

5.2.1 O novo processo “Análise de Similaridade”

O proprietário/gestor deve perceber os benefícios da implementação de BI&A em PME's. Para tanto, obteve-se um “*insight*”, conforme o modelo BASM, para a proposição de introdução de um processo que tem o potencial de ajudar a escalar o negócio a partir do aumento da velocidade da replicação de casos: a “Análise de Similaridade”. A aplicação do método analítico proposto, que visa incrementar a lógica dominante de replicação de casos de sucesso, deve ser coerente com a estratégia da empresa estudada. Aplica-se este modelo aquelas PME's cujo perfil é compatível com empresas que utilizem o desenvolvimento de produtos sob encomenda como um caminho para financiar e obter produtos universais, que possam ser vendidos novamente. O processo de “Análise de Similaridade”, em resumo, propõe o emprego da técnica de “*web scraping*”, que é uma técnica de “raspagem” automatizada de dados publicados na internet com o objetivo de determinar se há “*match*” entre as soluções desenvolvidas para os casos de sucesso já aplicados nos clientes atuais em relação aos potenciais clientes, cujo perfil, problemas e desafios tenham similaridade com os casos de sucesso que já estão no portfólio da PME. A Figura 36 apresenta o DFD com a introdução do macroprocesso de negócios “Análise de Similaridade” aos demais macroprocessos da empresa estudada.

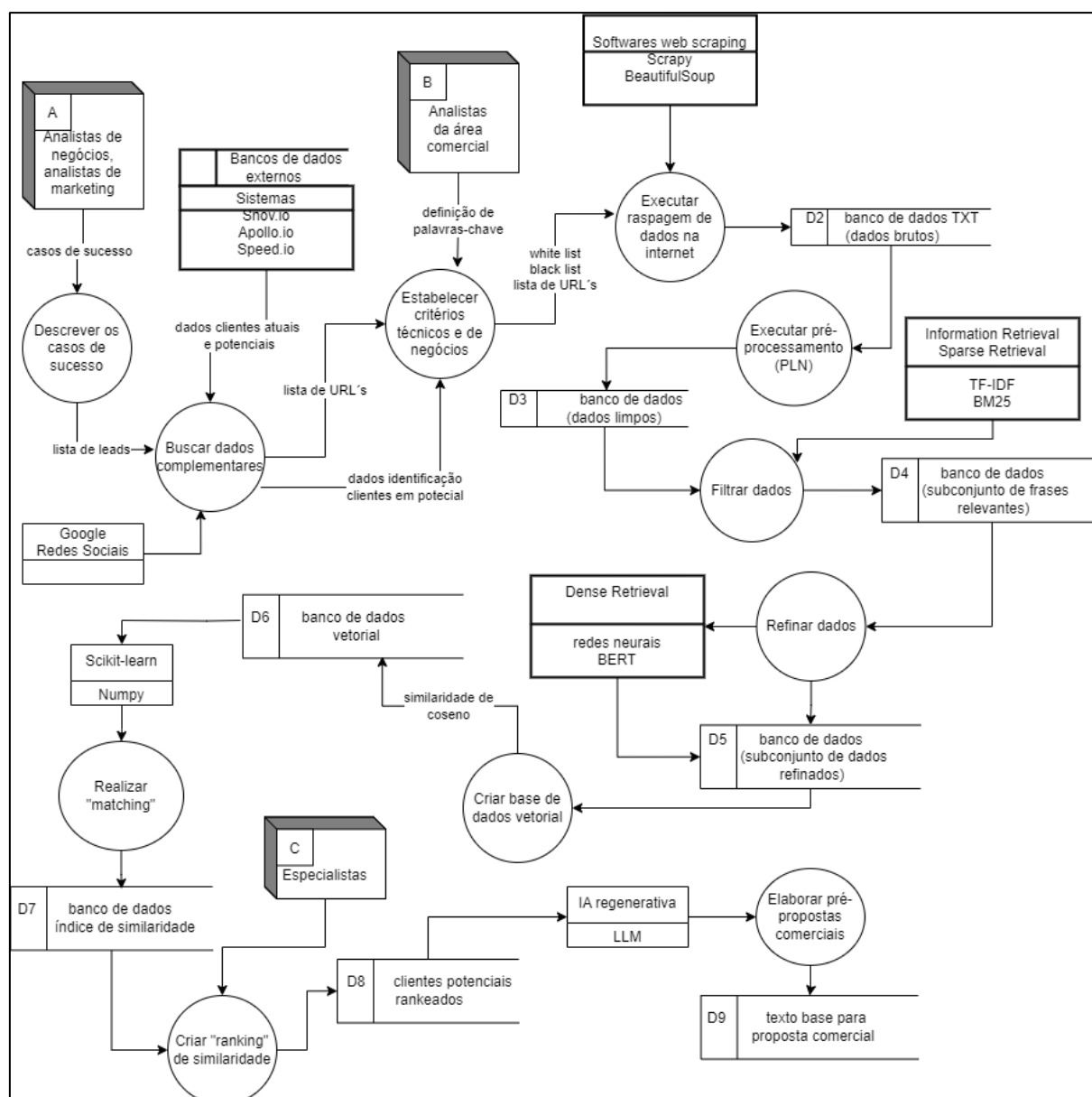
Figura 36 - DFD com a introdução do macroprocesso "Análise de Similaridade"



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

O macroprocesso “Análise de Similaridade”, por sua vez, pode ser detalhado, observando-se as entradas, saídas e relações com os departamentos da organização, para cada uma de suas 11 atividades (Figura 37):

Figura 37 - DFD detalhado do processo de negócios “Análise de Similaridade”



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

Optou-se por descrever cada atividade do macroprocesso “Análise de Similaridade”:

Atividade 1) Descrição dos casos de sucesso: após a constatação de casos de sucesso implantados em clientes, obtém-se um ponto de partida para o treinamento de um modelo ou motor de análise de dados que buscará “match” com outros potenciais clientes, cujo propósito é obter uma lista de “leads” super qualificados. A descrição dos casos de sucesso deve ser operacionalizada, se possível, por analistas de negócios e/ou analistas da área de *marketing*. Os casos de sucesso devem ser documentados em arquivos no formato texto, considerando seus principais aspectos: cliente, período do projeto, principais recursos envolvidos, tecnologias empregadas, descrição do(s) problema(s) solucionado(s), orçamentos, prazos, entre outros.

Atividade 2) Busca por dados complementares de identificação dos clientes em potencial e complementação dos dados dos clientes atuais: esta atividade pode ser definida como uma consulta a diversas bases de dados, externas e/ou internas, públicas ou privadas, visando obter uma lista de *URL's (Resource Uniform Identifier)*, o endereço na internet dos *websites* dos clientes em potencial. Observa-se que a empresa estudada possui acesso a banco de dados externos para a qualificação de *leads*, como informado anteriormente, ao acessar os serviços Snov.io®, Apollo.io®, Speedio® e Econodata®. Dos dados coletados destas ferramentas, combinados com outros dados cadastrais internos da organização, podem ser obtidos dados complementares aos dados coletados na atividade 1, referente aos clientes atuais, bem como obter dados dos clientes potenciais. Por exemplo, se a PME desenvolveu uma API e foi aplicada com sucesso em um cliente, por exemplo, do setor do agronegócio, deve-se obter uma lista de potenciais clientes do mesmo ramo de atividade e/ou porte do atual cliente. Esta lista de *URL's* deve ser armazenada em arquivo no formato texto. Além da lista de *URL's*, é possível obter dados de identificação dos clientes em potencial, tais como ramo de atividade, porte da empresa, número de empregados, localização geográfica, se é uma organização pública, privada, organização não governamental, faturamento, entre outros aspectos relevantes. Na ausência deste, ou de modo a complementá-lo, pode-se utilizar os motores de busca, como Google® ou Bing®, com a função de “descobrir” potenciais clientes e complementar/atualizar os dados coletados das fontes internas / externas, públicas ou privadas previamente consultadas.

Atividade 3) Estabelecimento de critérios técnicos e de negócios: neste momento deverão ser definidos os critérios que serão utilizados para o emprego da técnica de “*web scraping*” propriamente dita. Além dos critérios técnicos, que estão relacionados com características das ferramentas de “*web scraping*” que serão empregadas, analistas de negócios e/ou de *marketing* e/ou equipe comercial, poderão sugerir critérios de negócios, tais como palavras-chave que tem relação com o ramo de atuação dos potenciais clientes que se pretende identificar. Em termos práticos, pode-se criar uma “*white-list*”, visando limitar a coleta de dados apenas das *URL's* que contenham determinados termos pré-estabelecidos, como, por exemplo, páginas que contenham as palavras “quem somos”, “institucional”, “sobre a empresa”, “produtos”, “serviços”, etc. De forma inversa, pode-se definir uma “*black-list*”, uma lista com páginas a serem evitadas, como, por exemplo, páginas da internet que possuem palavras como “privacidade”, ou “termos de uso”. Critérios técnicos podem ser utilizados para evitar o uso desnecessário de recursos, limitando, por exemplo, a profundidade da “*crawling*”, que nada mais é do que a definição do número de subpáginas (*links*) que serão coletadas de forma

recursiva. Por exemplo, se a profundidade do “*crawling*” é definida como “*n*”, significa que o *software* que irá executar o “*web scraping*” acessa primeiramente a *URL* do cliente em potencial (nível 1). Havendo *links* nesta página, o *software* irá acessar esta subpágina (nível 2). Analogamente, havendo *links* nesta subpágina, o *software* irá acessar dados deste novo nível (nível 3), e assim sucessivamente, até atingir o nível “*n*” desejado. Além disso, pode-se adotar outras práticas, como aumento do intervalo de tempo entre requisições, de forma a evitar a sobrecarga e consequente bloqueio dos servidores que hospedam os *websites*. Esta atividade é fundamental, pois a qualidade dos dados que serão coletados dependerá dos critérios usados na busca, tendo impacto direto na assertividade do “*matching*”.

Atividade 4) Raspagem automatizada de dados publicados em páginas da internet: com as *URL*’s à disposição, a próxima fase é a execução da “*web scraping*” propriamente dito, onde são coletadas informações textuais das *URL*’s dos potenciais clientes, de acordo com critérios técnicos e de negócio estabelecidos na atividade 3. Quanto à tecnologia, pode-se empregar diversas implementações “*open-source*” (código aberto) para operacionalizar a técnica de “*web scraping*”, em diversas linguagens de programação, sendo Python a mais proeminente. Uma implementação comumente utilizada é “*Scrapy*” (<https://scrapy.org/>) ou “*BeautifulSoup*” (<https://pypi.org/project/beautifulsoup4/>). A decisão de desenvolver a própria solução ou adquirir de terceiros, o “*buy or build*”, depende, dentre outros fatores, das capacidades instaladas na PME. Todos os dados coletados pelo *software* escolhido serão armazenados em uma nova base de dados em formato texto, com os dados “brutos”, isto é, sem tratamento.

Atividade 5) Pré-processamento dos dados: a partir da base de dados criada na atividade anterior, sugere-se uma etapa de pré-processamento dos dados, usando técnicas de processamento de linguagem natural (PLN), com o objetivo de limpar os dados, mantendo frases e parágrafos cujo tamanho é pré-requisito para a execução das próximas etapas de análise de dados. Dados coletados da internet são geralmente fragmentados, acompanhados de termos tecnológicos que não tem valor de negócio. Neste aspecto, cabe mencionar o caráter publicitário dos textos, apresentando “*slogans*” e “*call-to-actions*”, que geralmente não são relevantes ao negócio. A propósito, “*call-to-actions*” é uma mensagem que convida quem está acessando determinado “*website*” a fazer alguma ação, seja clicar em um *link*, preencher um formulário ou concluir uma compra. Seu objetivo é incentivar as pessoas que estão consumindo algum conteúdo a desempenharem uma determinada ação. Na maior parte das vezes, essa ação se resume a clicar em um *link* que vai redirecionar para outra página da empresa, normalmente uma “*landing page*”, que pode ser um formulário de inscrição em “*newsletter*” ou uma página de compra de determinado produto ou serviço.

Atividade 6) Filtragem dos dados: seguindo a etapa de pré-processamento dos dados, é aconselhável manter apenas extratos de texto relevantes. Para tal, aplicam-se métodos de “*Information Retrieval*”, disciplina com vasta literatura no campo da linguística computacional. Inicialmente, emprega-se a recuperação esparsa, ou “*Sparse Retrieval*”, para filtrar rapidamente os textos e identificar um subconjunto relevante de frases. Com “*Sparse Retrieval*”, um modelo neural é usado para inferir quais termos do vocabulário são relevantes para um determinado conjunto de textos, mesmo que não estejam presentes. Trata-se de resolver uma lacuna lexical, uma vez que um termo pode ser bastante relevante para um documento, apesar de nunca ser mencionado literalmente. Por exemplo, pense em uma página da internet que trata de comida de cachorro sem nunca mencionar a palavra “cachorro”. Esta etapa utiliza técnicas tradicionais de filtragem de textos, tais como TF-IDF - *Term Frequency - Inverse Document Frequency* (TF-IDF) ou BM25 (*Best Matching*). Estas técnicas são eficazes na identificação de correspondências exatas ou quase exatas de palavras-chave. Após esta filtragem inicial, a recuperação densa, ou “*Dense Retrieval*”, entra em ação.

Atividade 7) Recuperação densa: nesta atividade, utiliza-se modelos baseados em redes neurais, como *BERT* – “*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*” ou seus derivados, que são capazes de capturar semânticas complexas e relações implícitas no texto. A propósito, *BERT* é o algoritmo de aprendizado profundo (*Deep Learning*) do Google para PLN que ajuda computadores e máquinas a entenderem a linguagem como nós, humanos, fazemos.

Atividade 8) Criação de uma base de dados vetorial: voltando para a proposta de melhoria, para realizar com eficiência o “*matching*”, o emparelhamento de dados de clientes atuais com potenciais clientes, algumas técnicas específicas são necessárias. Primeiramente, é recomendável a criação de uma base de dados vetorial, como, por exemplo, o “*Elasticsearch*” (<https://www.elastic.co/elasticsearch>), que é um motor de busca e análise de dados de código aberto amplamente utilizado pelo mercado. Nesta base, cada cliente, seja atual ou potencial, é representado como um vetor em um espaço multidimensional. Esta representação vetorial é possível através do “*embedding*” de palavras, que nada mais é do que uma técnica usada no processamento de linguagem natural (PLN) que representa palavras como números. É uma abordagem popular para representações numéricas oriundas de um subconjunto de dados do tipo texto. Esta representação é fundamental para obter as características e preferências de cada cliente de forma quantitativa, capturando semanticamente as nuances encontradas no texto.

Atividade 9) Realização do “*matching*”: uma vez que a base de dados vetorial está pronta, utiliza-se a similaridade de cosseno para medir o quão semelhantes são os clientes atuais aos potenciais. O método de similaridade do cosseno é empregado como medida de avaliação

da similaridade de textos, onde cada valor do vetor indica um peso para uma palavra ou conceito usado no texto, criando um espaço vetorial compreendido no intervalo $[0,1]$. Esta medida nos ajuda a entender o grau de alinhamento entre as necessidades e características dos clientes existentes com os do banco de potenciais clientes. Quanto maior a similaridade de cosseno, maior a semelhança de perfil, ou, em outras palavras, maior a probabilidade de que o potencial cliente tenha interesses e necessidades semelhantes aos clientes atuais. A implementação pode ser desenvolvida usando bibliotecas como *Scikit-learn*® ou *NumPy*®. Estas bibliotecas são robustas, bem documentadas e amplamente utilizadas na comunidade de ciência de dados.

Atividade 10) *Ranking*: após a identificação dos potenciais clientes com maior similaridade, procede-se com o ranqueamento. Esta etapa é crucial para determinar quais potenciais clientes são mais promissores. Uma questão importante é decidir quantos clientes potenciais deve-se incluir na lista final, o que certamente varia drasticamente de acordo com o ramo de atividade, tamanho e demais atributos que a equipe comercial deve elencar. Idealmente, este número é suficientemente amplo para abranger uma variedade de potenciais clientes, mas também é limitado o suficiente para manter o foco e a relevância das propostas comerciais personalizadas. Importante ressaltar a validação do ranqueamento por uma equipe de especialistas, geralmente da área comercial, que poderão concordar com o ranqueamento apresentado pelo algoritmo ou realizar ajustes de acordo com seus próprios critérios (por exemplo, o segundo potencial cliente é reconhecido pelo mercado por realizar compras à vista, e, desta forma, poderia ser ranqueado em primeiro lugar).

Atividade 11) Elaboração de pré-propostas comerciais: o objetivo de obter uma lista ordenada dos potenciais clientes é poder criar pré-propostas comerciais personalizadas. Para a elaboração dessas pré-propostas, pode-se utilizar IA (Inteligência Artificial) Generativa, usando “*Large Language Models*” (LLM). A criação das propostas comerciais começa com um modelo de “*prompt*” baseado em um “*template*” fornecido por representantes de vendas *sênior*. Este modelo é produzido para incorporar os elementos essenciais da proposta, e o estilo de escrita adotado na PME, deixando espaços para personalização criada pelo *LLM* com base no perfil do cliente. A IA Generativa, permitirá a geração de propostas comerciais com maior “aderência” ao perfil do cliente. Assim, a ação de *marketing* poderá elaborar conteúdo mais bem ajustado ao interesse do cliente potencial e a base de vendedores poderá ter maior assertividade na elaboração de textos comerciais e técnicos para o “*lead*” em questão, aumentando a velocidade, diminuindo o custo de aquisição, customizando automaticamente o conteúdo da mensagem através da adaptação da narrativa do caso similar à linguagem melhor aceita e entendida pelo potencial

cliente. Sobre o modelo de IA Generativa, pode-se optar por uma solução comercial, como GPT da OpenAI ou soluções de código aberto, como BERT, Llama 2 dentre outros.

Em suma, ao aplicar esses processos de análise de dados, encaixando-os na atual estrutura sistêmica da empresa estudada, três resultados são esperados: 1) maior alcance dos esforços comerciais, ao explorar a *web* para descobrir potenciais clientes, 2) maior precisão das propostas comerciais, através do desenvolvimento de comunicação personalizada e 3) maior eficiência dos recursos humanos através do aumento da produtividade, com o aumento da escala via automação.

O modelo de análise de dados proposto implica no ajuste dos atuais processos organizacionais para inserir, conectando com os processos de negócio de *marketing* e vendas, um novo conjunto de processos de negócios, o qual podemos denominar, para a empresa em estudo, como “Análise de Similaridade”.

O macroprocesso de negócio “Análise de Similaridade” está resumido no Quadro 8.

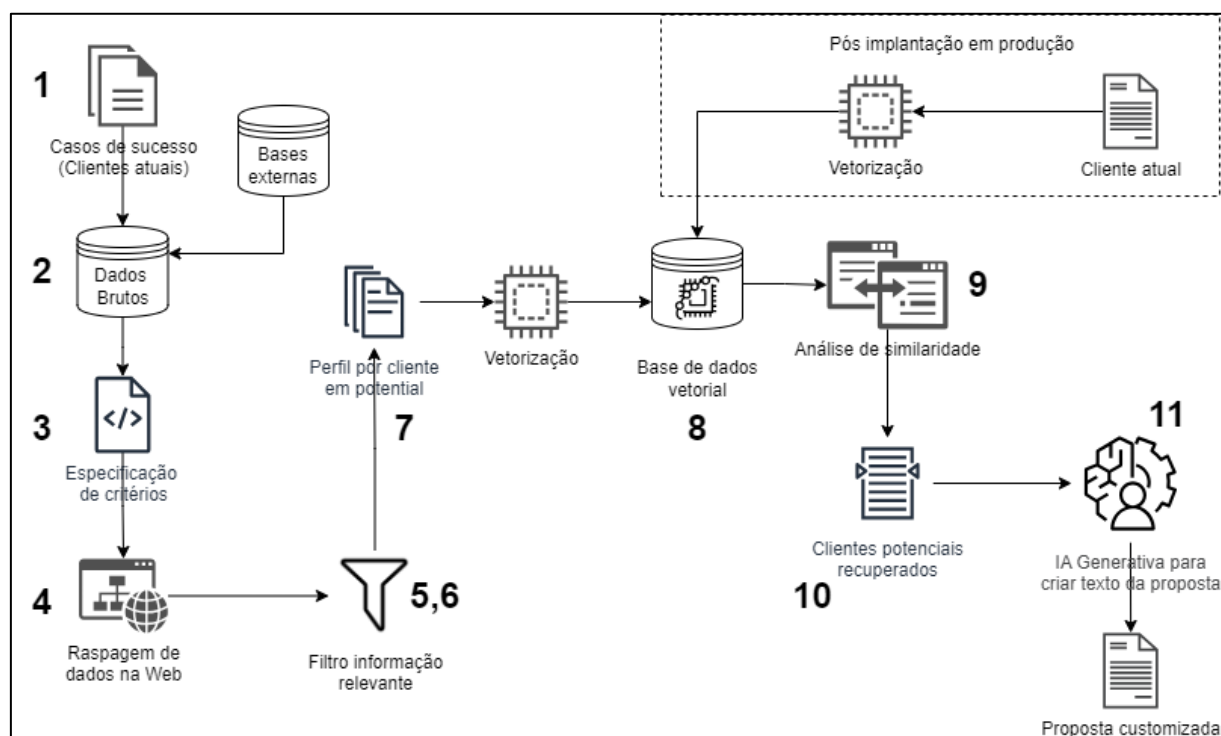
Quadro 8 – Novo processo de negócio “Análise de Similaridade”

Etapa	Processo	Tecnologia / Recursos	Resultado
1	Descrição dos casos de sucesso	Arquivos texto, analistas de negócios	Casos de sucesso descritos formalmente
2	Busca por dados complementares	Bases de dados internas e externas, base de dados públicas e privadas	Lista de <i>URL</i> 's dos <i>websites</i> dos clientes em potencial, dados relevantes dos clientes atuais e potenciais
3	Estabelecimento de critérios técnicos e de negócios	Delimitação de parâmetros para “ <i>web scraping</i> ”	“ <i>white-list</i> ”, “ <i>black-list</i> ”, profundidade do “ <i>crawling</i> ”
4	Raspagem automatizada de dados publicados em páginas da internet	<i>Scrapy</i> ou <i>BeautifulSoup</i>	Base de dados em formato texto de potenciais clientes
5	Pré-processamento dos dados	PLN (Processamento de Linguagem Natural),	Dados limpos
6	Filtragem dos dados	<i>Information Retrieval</i> , <i>Sparse Retrieval</i> , TF-IDF ou BM25	Subconjunto de dados com frases relevantes
7	Refinamento dos dados	Recuperação densa (<i>Dense Retrieval</i>), modelos baseados em redes neurais, como <i>BERT</i>	Subconjuntos dos dados com refinamento
8	Criação de uma base de dados vetorial	<i>Software Elasticsearch</i> , Técnica de <i>Embedding</i>	Base de dados vetorial
9	Realização do “ <i>matching</i> ”	Similaridade de cosseno, <i>Software Scikit-learn</i> ou Biblioteca <i>NumPy</i> .	Índice de similaridade entre clientes potenciais e clientes atuais
10	Criação de <i>ranking</i> por índice de similaridade	Classificação conforme índice de similaridade em relação ao caso a ser replicado, opinião de especialistas	Clientes potenciais ranqueados
11	Elaboração de pré-propostas comerciais	Utilizar IA Generativa, usando <i>Large Language Models (LLM)</i>	Texto básico para elaboração de proposta comercial ou conteúdo rico

Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

O macroprocesso de negócios “Análise de Similaridade” pode ser melhor compreendido através do diagrama a seguir (Figura 38).

Figura 38 – O processo de negócios “Análise de Similaridade”



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

A partir desta visão sistêmica pode-se comparar a situação proposta com a atual na organização estudada e planejar a sua implementação.

5.2.2 A percepção dos gestores sobre a proposta de ajustes nos processos organizacionais

O ajuste dos processos organizacionais para aplicar a análise de dados para ajudar na replicação de casos através da análise de similaridade foi apresentado em reunião individual específica, na forma de entrevista semiestruturada, como proposta para os gestores de *marketing* e vendas da empresa estudada com o objetivo de capturar suas percepções.

Cada entrevistado recebeu previamente um documento com a proposta. Na primeira parte da entrevista o pesquisador realizou uma apresentação da proposta. Algumas questões foram colocadas para os gestores da empresa estudada, apenas para estabelecer uma sugestão de foco, de forma a avaliar a aderência da proposição de mudança organizacional com a prática organizacional instalada, a saber:

- a) A empresa tem conseguido replicar casos de sucesso com velocidade?
- b) A empresa utiliza a análise de dados para tornar-se mais competitiva? Quais estratégias são aplicadas?
- c) Vocês conhecem o perfil dos potenciais clientes? Tem similaridade com os clientes atuais?
- d) A empresa tem estrutura para implantar o processo proposto em termos de tecnologia?
- e) Qual a percepção sobre a viabilidade de ajustes nos processos organizacionais para implantar a análise de similaridade proposta?

Foram entrevistados 4 colaboradores da empresa estudada. Os perfis dos entrevistados estão descritos no Quadro 3. Percebeu-se que todos os entrevistados estudaram previamente a proposta, acreditam na sua importância e viabilidade e puderam realizar contribuições complementares, mantendo-se a estrutura básica do que foi proposto pelo pesquisador. As percepções acerca da proposição de mudança organizacional, sob o ponto de vista de cada um dos entrevistados, são apresentadas a seguir.

5.2.2.1 Entrevistado 1 - Analista de *Marketing*

O entrevistado afirmou que o mapeamento do processo de *marketing* é realmente desafiador, pois o ambiente organizacional é extremamente dinâmico. Com relação à situação atual apresentada, o mapeamento do processo de negócios “Empreender *Marketing*”, que é o dia a dia dele, em um dado recorte temporal, está bem equilibrado. Considerou que a proposta de análise de similaridade é um projeto empolgante, principalmente por “trafegar pela academia”. Considerou essencial este tipo de iniciativa, pois na empresa as pessoas buscam constantemente por iniciativas de inovação e crescimento.

Sobre a lógica dominante “replicação de casos de sucesso”, o entrevistado afirmou que a empresa não tem capacidade para replicar casos de sucesso com velocidade. “Tentamos replicar um caso de sucesso junto à área comercial, tratava-se da replicação de uma solução aplicada em uma empresa do ramo financeiro em uma empresa do ramo do vestuário (varejo). Este processo foi extremamente trabalhoso e demandou muitos processos manuais”.

Acerca da aplicação de análise de dados em *marketing* e vendas, o entrevistado afirmou que esta prática é muito pouco utilizada. “Falta conhecimento dos colaboradores, principalmente na área comercial, onde tudo é feito manualmente. Temos algumas iniciativas pontuais de análise de dados, como, por exemplo, o uso do *LinkedIn Ads*®”.

Com relação à proposta de aplicação da análise de similaridade, considerou um excelente ponto de partida, mas gostaria que seu escopo fosse ampliado. Na opinião do entrevistado, tentar replicar casos de sucesso é fundamental para a área de *marketing*. No *B2C* (*Business to Consumer*) é muito difícil encontrar produtos e serviços que não são projetados para uma necessidade que já é muito clara. Já no *B2B* (*Business to Business*), a tradução é outra, onde temos um produto e serviço e precisamos encontrar os clientes ideais, aqueles com maior potencial para extração de valor ao utilizar os serviços/produtos. Ainda segundo o entrevistado, em relação ao *Marketing Inbound*, ele nasceu para o e-commerce, sendo todo desenvolvido para o B2C. Os profissionais que trabalham o *Marketing Inbound* em *B2B*, por padrão, já sabem que devem trabalhar baseados em contas específicas, já olhando para perfis de clientes ideais. Sobre a relação entre marketing e vendas, quando os colaboradores destas áreas se reúnem para tentar aumentar a participação da empresa no mercado, um ponto fundamental é saber se a organização está querendo “atender demanda” ou “gerar demanda”. Segundo o entrevistado, estes conceitos estão publicados no livro “A máquina definitiva de vendas” e são praticamente “universais” para as áreas de marketing e vendas. “Atender demanda” é falar com clientes que já estão em um nível de consciência já prontos para realizar a compra, isto é, os clientes já conhecem suas necessidades. Estamos falando de cerca de 3% do mercado em potencial. Para atingir esse público-alvo, basta fazer um anúncio no *Google Ads*®. O entrevistado considera que para esse público-alvo a análise de similaridade não se aplicaria.

Já com relação a “gerar demanda”, o entrevistado afirmou estar falando dos outros 97% do mercado. Na opinião do entrevistado, aqui entra o grande valor de um estudo como esse, porém, considera que o escopo da proposta deve ser ampliado. Considera que toda empresa tem dificuldade em encontrar bons vendedores. E um projeto como esse seria “excelente para fazer uma abordagem de vendas, pois o vendedor já teria informações prévias acerca dos clientes em potencial, já teria um “*pitching*”, já saberia das necessidades (dores) dos clientes em potencial”. Segundo o entrevistado, “isso é fantástico, pois além de qualificar a abordagem do vendedor para com os potenciais clientes, permite escalar as vendas através de processos automatizados”.

A contribuição do entrevistado para a ampliação do escopo da proposta apresentada é tentar aprimorar a etapa de definição de critérios do processo de “*web scrapping*”, ao coletar dados dos potenciais clientes, de forma que possibilite coletar informações que auxiliem na identificação de suas reais necessidades (dores). Um exemplo interessante para buscar as “dores” das empresas seria raspar dados da plataforma do *Gartner*, onde os milhares de usuários comentam “eu resolvi o problema X com a solução Y”. Além disso, a IA poderia também ser aplicada com esse objetivo de identificação de necessidades dos clientes potenciais, não apenas

para gerar propostas comerciais, pois a IA enxerga padrões onde humanos não enxergam. Ainda de acordo com o entrevistado, outro aspecto fundamental é a coleta de dados “demográficos” dos potenciais clientes, onde seria possível trabalhar com informações relevantes, tais como porte da empresa, se é uma empresa sociedade anônima ou limitada, qual a localização geográfica, área de atuação etc. A área comercial coleta esses dados, porém, de forma manual, não automatizada.

Para finalizar, o entrevistado entende que a proposta apresentada é exequível, porém, deve ser tratada como um projeto experimental, onde o primeiro ciclo de execução não trará resultados imediatos, mas sim aprendizado. Além disso, a empresa precisa entender que a proposta deve ser encarada como um projeto “prioritário” e que será necessário reestruturar os recursos disponíveis. Os próximos ciclos deverão ser executados com os devidos ajustes. Esta mudança organizacional tem o potencial de “revolucionar a maneira que adquirimos clientes aqui na empresa”.

5.2.2.2 Entrevistado 2 - *Chief Marketing Officer (CMO)*

Segundo o entrevistado, “a nossa empresa é muito complexa, com públicos-alvo muito distintos, diferentes personas, vendemos nossos produtos na nuvem baseados nas relações digitais de forma segura”. Com relação ao mapeamento da situação atual, no diagrama de contexto “*Empreender Marketing*” (Figura 31), o entrevistado sugere a inclusão de um processo “Gerar Demanda” e enfatizou sua importância. “Existem *benchmarks* da área de *marketing* que dizem que cerca de 60 a 70% do público potencial desconhece suas necessidades ou nem sabe que nossa empresa existe. Então, a geração de demanda trata de mostrar para estas empresas que existimos e muitas vezes apresentamos a solução de um problema que o potencial cliente nem sabe que existe, isto é, desconhece uma necessidade”. Ainda na opinião do entrevistado, “se uma empresa utiliza algum processo digital e pode existir algum aspecto que possa ser melhorado em relação à segurança dos dados e minha solução pode ajudar nesse sentido. A jornada do *marketing* pode ser definida por etapas. Primeiramente, temos a geração de demanda, ou seja, identificar uma necessidade ou dor. Depois, devemos atrair o cliente em potencial para a nossa solução e educá-lo de forma que ele compreenda que a minha solução irá resolver sua necessidade. Por fim, devemos qualificar o potencial cliente para vendas”. Na opinião do entrevistado, as estratégias de *marketing* dependem essencialmente do nível de consciência do potencial cliente em relação às necessidades (dores) não atendidas.

Com relação à lógica dominante “replicação de casos de sucesso”, o entrevistado confirmou que ela “está presente” na organização, uma vez que “nós estudamos muito nossa base de clientes, fazemos muitos levantamentos estatísticos sobre os projetos bem-sucedidos, isso está inclusive em nosso planejamento estratégico”. Afirmou ainda que “temos ferramentas para acompanhar o comportamento de cada *lead*, qual foi o que mais deu resultado de conversão, mas sempre de forma muito lenta e com tarefas manuais”. Afirmou que “analisamos o que deu certo para tentar atrair novos clientes”. Ainda de acordo com o entrevistado, “historicamente nossos grandes produtos foram idealizados mediante uma necessidade específica de determinados clientes, mas hoje temos uma visão um pouco diferente: o foco é agregar novos recursos, ou features, aos produtos existentes”. Ainda sobre a “replicação de casos de sucesso”, o entrevistado afirmou que “sempre analisamos os projetos implantados nos 2 ou 3 últimos anos. Por exemplo, tivemos um caso de um grande cliente varejista que tem o seu próprio banco para ofertar créditos para seus clientes. Fechamos o primeiro contrato com um cliente com esta característica. Então, mapeamos tudo o que aconteceu na implantação deste projeto e investimos em captar novos clientes como este mesmo perfil”.

Acerca da aplicação de análise de dados em *marketing* e vendas, o entrevistado afirmou que “utilizamos análise de dados, mas de uma forma muito básica. Por exemplo, agora, temos que decidir por cortar ou não um produto do portfólio. Eu fui a única pessoa contra cortar o produto do portfólio. Fiz uma série de questionamentos, como, qual a receita do produto e qual o perfil de quem usa. Não obtive resposta. Alegaram que o produto gera muito suporte e que ele não se paga. Então eu questionei os dados de suporte e não me apresentaram. Então eu disse que a afirmação de que o produto não se paga foi baseada em achismo. Perguntei se os chamados de suporte deste produto são dos clientes que compraram pela *web* ou se são clientes que tem “*white label*”. Eles não têm essas informações, não tem como responder, então não tomamos decisões baseadas em dados”. *White label* é um modelo de negócio que funciona como uma espécie de etiqueta branca, onde outras empresas podem usar a tecnologia como se elas mesmas tivessem desenvolvido o produto. Além disso, reforçou que “o grande problema hoje da nossa empresa ao aplicar análise de dados é identificar fontes de dados confiáveis. Temos uma grande dificuldade em coletar dados. Uma tarefa de coleta de dados que poderia ser feita em poucos dias, às vezes demora 1 mês para ser finalizada”. A empresa não tem cultura para utilizar análise de dados, as poucas iniciativas são superficiais”. *Marketing* consegue apenas fazer algumas validações, mas isso não “está introduzido em nossa rotina como um processo”.

Com relação à proposta da análise de similaridade, com o objetivo de ajudar a empresa a replicar casos de sucesso com a introdução da análise de dados, “acho extremamente importante. Porém, temos uma dificuldade de convencimento, isto é, fazer com que as pessoas acreditem no potencial de um projeto dessa magnitude”. Ainda segundo o entrevistado, “é difícil fazer com que as pessoas compreendam a importância de uma proposta como essa, no nível que está sendo proposto, introduzindo a análise de dados como um processo de negócio com o mesmo grau de importância dos demais macroprocessos”.

O entrevistado comentou que já houve tentativas de segmentar estratégias de *marketing* para determinados perfis de clientes. “Uma vez a área de *marketing* fez um trabalho conjunto com o time comercial, onde a gente queria definir o ICP (*Ideal Customer Profile*) ou Perfil de Cliente Ideal. Então, analisamos nossos casos, escolhemos um ICP, dividimos potenciais clientes que tinham o mesmo perfil em *tears*, e definimos estratégias de *marketing* diferentes por *tears*, com diferentes tipos de abordagens. Tentamos fazer algo relacionado com a proposta de vocês, mas demorou mais de um ano. Criar uma abordagem de *marketing* extremamente personalizada, com um time somente com dois analistas de *marketing*, é algo muito fora da realidade. Conseguimos iniciar a estratégia para um *tear* apenas e a coisa foi perdendo força. O conteúdo foi preparado e gerou frustração com os resultados alcançados”.

O entrevistado evidenciou a importância do uso de Inteligência Artificial para fazer análise de dados, não apenas para gerar conteúdo. “Eu fiz alguns exercícios com o GPT-4, subi algumas planilhas, pedi para cruzar os dados e para fazer uma análise com base em alguns critérios, pois eu queria saber se a performance do meu time tinha melhorado do trimestre 2 para o trimestre 3. Deu certo e demorou alguns segundos!”. Ainda segundo o entrevistado, “mesmo para geração de conteúdo de *marketing*, temos IA que geram podcast, que gera vídeo, que gera texto, é um mundo de possibilidades para melhorar a performance de processos da área de *marketing*, é incrível!”. O entrevistado ressaltou que, atualmente, “meu analista de *marketing* demora certa de 1 mês para estudar alguns casos, buscar alguns aspectos dos casos de sucesso, leva mais um tempo para fazer um *web scrapping* de diferentes fontes de dados e depois cruzar todos esses dados para criar uma lista de *leads*, e depois criar uma campanha para impactar essa lista e depois gerar um interesse para depois repassar as informações para que o comercial possa fazer uma abordagem, tudo isso é muito moroso, demora muitos meses. Nosso time é pequeno, é uma empresa pequena. Eu só tenho dois analistas de *marketing*. Eu não tenho como deixar um analista fazendo só análise de dados, imagina. A gente acaba optando por estratégias mais abrangentes, não tão focadas, utilizando modelos mais tradicionais de *marketing* digital”. O entrevistado ressaltou que existe uma dificuldade da alta gestão da

empresa entender qual estratégia de *marketing* e vendas traz mais resultado, pois “a gente não consegue coletar dados de maneira eficiente e confiável, já trocamos 3 vezes a ferramenta de automação de *marketing*, agora iremos fazer a quarta migração de sistema, cada vez que fazemos migração, perdemos dados”. O entrevistado evidenciou a dificuldade dos departamentos de *marketing* e vendas trabalharem como se fossem um único departamento. “Existe bastante conflito de visão, de estratégia entre um e outro. Vendas não tem inteligência comercial, ou seja, um grupo ou uma pessoa que esteja direcionada só para os processos, para que a ferramenta de *CRM* de vendas funcione bem, para que tenhamos os dados corretos e confiáveis vindos de vendas. Eu não confio em nenhum dado vindo de vendas, porque o vendedor não imputa corretamente as informações na ferramenta, alegam que o processo está desenhado errado, mudam tudo a toda hora, sem saber se vai impactar em outras coisas e aí por diante”. Ainda de acordo com o entrevistado, comentou que a empresa não tem time de *marketing* dimensionado para cuidar somente de automação de *marketing*, cuidar de relatórios, cruzar dados do *Google Analytics*®. “Para *marketing*, para conseguir ter dados confiáveis, é preciso cruzar uma série de dados de várias fontes, e precisa de uma pessoa fazendo só isso. Não tem como exigir uma análise de dados de qualidade sem uma pessoa focada nisso. Não é perceptível o ROI enquanto não efetivamente implementar um projeto de análise de dados. Só temos benchmarks externos, e somos uma empresa pequena, com recursos limitados, então, a gente foca naquilo em que a alta gestão mais acredita e tentamos contribuir de alguma maneira, fazendo algumas validações de dados, para tentar comprovar ROI, mas é difícil, porque demora, leva tempo e consome recursos de pessoas, além de ser um processo caro”.

Para finalizar, o entrevistado comentou que “eu gostei muito da proposta de vocês, principalmente pelo nível de importância dados e porque a proposta visa resultado, visa contribuir para as metas da empresa de uma forma muito assertiva, sob o meu ponto de vista. Mas, agora, não temos recursos suficientes para implementar essa proposta, pois falta maturidade (ter noção entre o investimento e o retorno de um projeto como esse) e orçamento também, mas não é algo impossível, o problema é que geralmente queremos resultados imediatos”.

5.2.2.3 Entrevistado 3 - Diretor Comercial

O entrevistado destacou que o papel fundamental do *marketing* é levantar a bandeira da empresa, deixando claro para o mercado que “existimos” e “somos especialistas” em relação aos produtos e serviços que oferecemos. Já com relação à área de vendas, afirmou que “hoje temos três estratégias de vendas, a primeira é focada na renovação dos contratos atuais, a

segunda é focada na replicação de casos de sucesso e a terceira estratégia visa direcionar esforços para atingir novos mercados”. O entrevistado reforçou que “o maior desafio de *marketing* e vendas é abrir portas para os potenciais clientes, reduzindo o “*gap*” entre nossos produtos e serviços e o mercado”. Afirmou que “precisamos otimizar o processo de identificação do decisor nas empresas, criar estratégias para abordá-lo, gerar interesse em nossos produtos e serviços para, finalmente, iniciar um fluxo de comunicação”. Além disso, o entrevistado reiterou que criar conteúdo segmentados para vendas “é altamente relevante para organização”, pois permite criar abordagens diferentes para cada ICP. Ressaltou que a empresa tem apenas algumas iniciativas pontuais com análise de dados, com auxílio de algumas ferramentas como o sistema de CRM Apollo® e plataformas de inteligência de vendas, tais como Econodata®.

Com relação à tentativa de conhecer o perfil dos atuais clientes, afirmou que “tivemos iniciativas para obter conhecimentos dos clientes atuais, mas demandou muito tempo e poucos resultados práticos”. Afirmou que “utilizamos informações básicas, tais como CNAE, dados de faturamento, procuramos utilizar mídias especializadas por segmento (sites especializados, blogs, redes sociais) na tentativa de identificar o ICP”. Reforçou a lógica dominante de “replicação de casos de sucesso”, ao afirmar que “tivemos um *pitch* para o Tribunal de Contas e foi possível replicar esse *pitch* dentro de novos segmentos”. Já sobre a proposta análise de similaridade, ressaltou a importância do uso de IA não apenas para gerar uma proposta comercial mais assertiva, mas também “devemos usar IA para gerar conteúdo rico segmentado”. Além disso, afirmou que “é possível implementar esse projeto de análise de similaridade, mas vai depender do *software* que será utilizado. A ideia em si é fantástica, é o sonho de qualquer área de *marketing* e vendas”.

5.2.2.4 Entrevistado 4 – *Chief Executive Officer* (CEO)

O entrevistado destacou que “entre os diversos desafios da empresa desenvolvedora de *software*, talvez o maior deles foi a transição dos produtos para a nuvem, passando de um modelo de licenciamento de uso para a prestação de serviços”. Este processo demandou grande esforço de conversão de *software* e implicou na transformação do modelo de geração de receitas. A lógica de produzir uma solução para um determinado cliente e em seguida disponibilizar para outros potenciais clientes, através de *API - Application Programming Interface* “foi o caminho escolhido pela empresa para trazer recorrência da receita e buscar uma escalada de vendas”. Ainda segundo o entrevistado, os principais desafios envolvem possuir

uma infraestrutura de *datacenter* (que, com o tempo, foi se tornando mais acessível para pequenas e médias empresas), engajar os profissionais técnicos (que são muito disputados pelo mercado) e, muito importante, aumentar a capacidade do consultor de vendas de fechar negócios. O entrevistado afirmou que “o profissional de vendas é um recurso muito caro”. Ainda na opinião do entrevistado, “quando falamos de pequenas e médias empresas, esse trabalho geralmente é realizado pelos sócios fundadores, altamente especializados e que conquistam a confiança dos clientes”. Ainda de acordo com o *CEO* da empresa, “a proposta de implantação da análise de similaridade parece ser um esforço importante para auxiliar o vendedor, além de facilitar a interação entre os times de *marketing* e vendas”. Por fim, o entrevistado acredita que a empresa possui estrutura e recursos para “exercitar” a implantação de tal mudança, e que gostaria de “ver” sua implementação em termos práticos.

Com base nos relatos dos gestores, foi possível identificar alguns aspectos:

- a) O ambiente organizacional da empresa estudada é extremamente dinâmico;
- b) A empresa estudada tem poucas iniciativas em análise de dados, são processos morosos e que geram pouco resultado prático;
- c) Foi possível confirmar a cultura da lógica dominante de “replicação de casos de sucesso”;
- d) Os recursos organizacionais atuais são insuficientes (por exemplo, o *marketing* conta apenas com dois analistas) para introduzir a análise de dados como um processo, ou seja, seria necessário ampliar os recursos, isto é, investir em pessoas, equipamentos e conhecimento técnico;
- e) Falta maturidade das pessoas para implementar projetos desta natureza, como o processo de análise de similaridade, uma vez que as pessoas precisam ser “convencidas” de que a cultura por orientação por dados pode, em termos práticos, contribuir com a organização para o atingimento de suas metas e resultados;
- f) A implementação da proposta deve ser realizada em etapas, sem a cobrança por resultados imediatos, gerando conhecimento até que o processo esteja “maduro” ao ponto de ser introduzido na estrutura da organização;
- g) Um problema identificado foi convencer a alta gestão para aprovar a implementação da análise de similaridade, pois existe uma dificuldade de levantar o ROI de projetos desta natureza;
- h) Todos foram unânimes ao ressaltar o uso da IA durante o processo de análise de similaridade, sugerindo que seu escopo fosse ampliado para gerar conteúdo rico de forma segmentada;

- i) A proposição de utilizar a análise de similaridade para “gerar demanda”, um processo específico onde o *marketing* gera conteúdo para instruir a persona alvo sobre uma necessidade que ainda não identificou.

Em resumo, na percepção dos gestores, todos demonstraram grande interesse na proposta apresentada e afirmaram ser de grande valia para a empresa. Porém, os gestores afirmaram que seria necessário reestruturar os recursos e introduzir uma cultura de orientação por dados de forma cíclica e evolutiva, até alcançar o nível de maturidade desejado. Os gestores demonstraram interesse na implementação da proposta da análise de similaridade, onde foi possível observar a importância do aprendizado que seria obtido em cada ciclo de implementação.

5.3 ROTEIRO PARA REVISÃO DOS PROCESSOS ORGANIZACIONAIS

Assim, a partir do estudo de caso e com base nos achados teóricos, obteve-se a proposição de um roteiro referencial genérico para ajustes no sistema empresarial de organizações PME's, de forma que possam melhorar seus processos de negócio, principalmente os processos de *marketing* e vendas, com introdução da análise de dados. Adicionamos à apresentação de cada etapa do roteiro proposto elementos da revisão bibliográfica que enfatizam a abordagem sistêmica que adotamos.

Este roteiro é composto por 15 etapas, a saber:

5.3.1 Etapa 1 - Mapear os processos de negócio

Esta etapa é fundamental para a aplicação do roteiro proposto, pois o mapeamento dos processos de negócios é o ponto de partida para melhor compreender o momento atual da organização antes das mudanças que serão implementadas com a introdução dos novos processos de negócios referente à análise de dados. É importante definir uma técnica de mapeamento de processos para que se possa conhecer formalmente os processos de negócios da situação atual e então interagir com os gestores. Pode-se utilizar o BPMN - notação de modelagem de processos de negócios, o DFD - Diagrama de Fluxo de Dados, o Diagrama de Contexto, entre outros. O mapeamento da situação atual deve ser refinado e validado com os gestores da organização.

A análise de dados pode ser introduzida como um processo de negócio e pode potencializar os resultados das PME's. O primeiro passo para a geração de valor pode ser a

identificação dos processos de negócios, das partes interessadas, suas atribuições, os requisitos funcionais e as informações necessárias para a produção de relatórios analíticos (Guarda *et al.*, 2013). As PME's necessitam encontrar caminhos para potencializar seus resultados operacionais através das oportunidades de introdução / aplicação da análise de dados na era do *Big Data* (Ware *et al.*, 2017). Os processos de negócio impactam, positivamente ou negativamente, o desempenho da organização (Gošnik; Stubelj, 2021).

Um ponto de partida eficiente para iniciar um processo de BI (*Business Intelligence*) em PME's pode estar relacionado à seleção de processos que exigem foco intensivo em gestão do conhecimento, mas, para isso, é necessário identificá-los e priorizá-los (Ploder; Kohlegger, 2018). Os processos de negócios precisam de *Big Data* para fornecer vantagem competitiva, uma vez que as organizações querem tomar boas decisões e acessar estes dados é o primeiro passo crítico para tomar boas decisões (Jha; Sanjay; O'brien, 2016).

Os processos de negócios devem estar conectados com os objetivos organizacionais, de forma a oferecer benefícios para clientes e demais stakeholder, sendo necessário ter critérios bem definidos para medir o efeito do mapeamento dos processos de negócios no desempenho da organização (Thennakoon *et al.*, 2018). Ao examinar com mais critério os processos de negócio, as empresas podem perceber mais plenamente os benefícios da análise de *Big Data* e da tomada de decisões orientada por dados (Jha; Sanjay; O'brien, 2016). A análise de dados através de ferramentas inteligentes permite que as PME's tomem decisões estratégicas relevantes através de técnicas exploratórias de grandes volumes de dados, potencializando análises de padrões até então desconhecidos, o que é uma vantagem importante na compreensão dos processos de negócio (Guarda *et al.*, 2013). O incremento da análise de dados deve ser bem definido e integrado aos demais processos de negócios, em concordância com os objetivos da organização, na medida em que fornecem informações relevantes, atualizadas e confiáveis, oferecendo uma perspectiva nova, ágil, compreensível e útil, permitindo explorar eficazmente os dados e, assim, apoiar a estratégia e a tomada de decisões da empresa (Hartmann; Zaki; Feldmann, 2014; Ransbothan; Kiron; Prentice, 2016). Por fim, as organizações devem melhorar seus processos de negócios porque os clientes estão demandando por melhores produtos e serviços a cada dia (Jha; Sanjay; O'brien, 2016).

5.3.2 Etapa 2 - Encontrar a atual lógica dominante da PME

No capítulo 4.2.5 descrevemos, com suporte na literatura, a importância de se conhecer, estabelecer ou ajustar a lógica dominante em uma pequena e média empresa. Uma lógica

dominante representa o mapa cognitivo compartilhado (Prahalad; Bettis, 1986) e a mentalidade estratégica da equipe de alta gestão ou da coalizão dominante, sendo intimamente associada ao processo e às ferramentas usadas pela alta gestão. A orientação a dados na era *Big Data* oferece oportunidade e necessidade de revisá-la. Esta etapa consiste em, após analisar o mapeamento dos processos de negócios, permitir observar quais práticas representam ou estão relacionadas à lógica dominante da organização. Em termos organizacionais, a lógica dominante torna-se visível através de princípios de gestão, procedimentos formais, ações de controle, cultura, processos e procedimentos, alocação de recursos e estratégias (Prahalad; Bettis, 1986; Grant, 1988; Côté; Langley; Pasquero, 1999; Jarzabkowski, 2001; Prahalad, 2004; Obloj, T.; Obloj, K.; Pratt, 2010). A identificação da lógica dominante da organização pode ajudar a compreender os motivos que levam um grupo de gestores falhar ao pensar estrategicamente sobre as próximas mudanças estruturais em seu *core business* (Prahalad; Bettis, 1986). As PME's têm uma mentalidade estabelecida que muitas vezes impede estas empresas de transformar dados em produtos, serviços e modelos de negócios inovadores (Kugler, 2020). Existe a necessidade da organização em disponibilizar um ou mais agentes de mudança para implementar uma cultura de orientação por dados, de forma a alterar a atual lógica dominante de negócios para uma lógica dominante de dados (Kugler, 2020). A mentalidade empresarial estabelecida, isto é, a maneira como os gestores pensam e agem foi apontada como sendo o fator mais crítico para adoção de uma cultura de orientação por dados, isto é, as estruturas organizacionais e gerenciais estabelecidas são os fatores que mais impedem as empresas a adotar abordagens orientadas a dados e ciência de dados para a criação de novos valores de negócios (Bettis; Prahalad, 1995).

5.3.3 Etapa 3 - Manter ou atualizar a atual lógica dominante da PME

Esta etapa consiste em avaliar se a lógica dominante encontrada na etapa anterior deve ou não ser atualizada, no sentido de adaptá-la para uma lógica dominante orientada por dados. A alteração da lógica dominante atual é um processo de transformação organizacional que acarreta mudanças. Quando confrontadas com mudanças estruturais fundamentais em seu ambiente, as empresas também precisam mudar ou adaptar sua lógica dominante. Em outras palavras, as empresas gostariam de adotar abordagens orientadas à ciência de dados, mas, primeiramente, necessitam transferir sua lógica dominante estabelecida para um novo modelo (Bettis; Prahalad, 1995). Em situações em que as empresas são incapazes de se adaptar às mudanças ambientais, não é possível transformar informações em conhecimento (Bettis; Prahalad, 1995), ou que utilizam esquemas cognitivos inapropriados, isto significa que pode ser que as organizações não

tenham (ainda) desenvolvido uma nova lógica dominante apropriada e, conseqüentemente, essas organizações não têm o repertório adequado para agir (Côté; Langley; Pasquero, 1999).

5.3.4 Etapa 4 - Desenvolver insights

A próximo passo é desenvolver *insights* sobre como aplicar análise de dados para atender a lógica dominante estabelecida, ou seja, esta etapa consiste em obter *insights* que possibilitem a introdução da análise de dados como processos de negócios, desde que estejam em concordância com a lógica dominante estabelecida na etapa anterior. Ao revisar os processos de negócio mapeados na etapa 1, pode-se obter *insights* para aplicação da análise de dados com o objetivo de aperfeiçoá-los. Além disso, se a lógica dominante estabelecida é uma lógica orientada a dados, pode ser um fator determinante para obtenção de *insights*, uma vez que empresas com estratégias baseadas em dados tendem a ser mais produtivas e lucrativas do que seus concorrentes e novos recursos de aprendizado de máquina podem intensificar o valor preditivo da análise de dados, liberando o potencial estratégico da organização para transformar processos de negócios (Batistič; Der Laken, 2019).

Os *insights* (caminhos, soluções) têm cada vez mais importância para questões estratégicas e relacionadas à inovação. Esses *insights* podem levar a, e ao mesmo tempo, são uma consequência de mudanças estruturais fundamentais na forma como os negócios são conduzidos digitalmente (Kugler, 2020). Implementar a análise de dados é excelente oportunidade para extrair *insights* que podem conduzir a melhores decisões na gestão de negócios (Chen, Chiang, Storey, 2012; Kitchens *et al.*, 2018; Seddon *et al.*, 2017). A análise de dados consiste em aplicar técnicas para adquirir inteligência, sendo, portanto, um subprocesso para "extração de *insights*" a partir de um grande volume de dados, estruturados ou não (Gandomi; Haider, 2015). Além disso, informações oriundas da análise de dados fornecem *insights* mais abrangentes e precisos para tomadas de decisão (Waller; Fawcett, 2013). Portanto, o termo *Big Data & Analytics* (BD&A) pode ser definido como um processo de extração de *insights* a partir de uma ou mais fontes de dados, através de uma variedade de ferramentas e técnicas de *software* (Mikalef *et al.*, 2019). Com implementação de BD&A, é possível obter *insights* de negócios em tempo real para ajudar a tomar decisões importantes (Ram; Zhang; Konorios, 2016). Projetos com análise de dados podem fornecer *insights* sobre clientes, demandas, necessidades, mercados, cadeia de suprimentos e operações de determinada organização (Jha; Sanjay; O'brien, 2016). Desta forma, é possível afirmar que projetos de BD&A fornecem *insights* importantes com o objetivo de obter vantagem competitiva pelas

organizações, sendo considerado o “novo paradigma de ativos de conhecimento” (Shabbir; Gardezi, 2020).

5.3.5 Etapa 5 - Selecionar insight

Esta etapa consiste em estabelecer, da lista de *insights* resultante da etapa anterior, qual será escolhido para ser implementado, de acordo com um critério de prioridades, que deve levar em consideração se a organização tem os recursos (humanos, financeiros, conhecimento) necessários para desenvolver as ações necessárias para que transformações ocorram nos processos de negócios de acordo com o *insight* selecionado.

Ao estudar o modelo BASM, verificou-se que os principais impulsionadores do valor comercial da análise de dados são ações estimuladas por novos *insights*, que são considerados "tesouros" obtidos a partir de dados confusos e não estruturados. O objetivo da implementação de análise de dados é produzir *insights*, que ocorrem na cabeça das pessoas, não nos computadores (Davenport; Harris; Morison, 2010). Alguns *insights* são mais claros, ou provavelmente mais valiosos do que outros (Schooler; Fallshore; Fiore, 1996). Daí a importância de determinar um *ranking* de *insights* atribuindo um determinado valor ou peso para cada um deles. Vale ressaltar que não é de forma alguma garantido, que o *insight* “escolhido” como supostamente mais valioso resultará necessariamente em ação criadora de valor, ou, se ações forem tomadas, se elas serão guiadas necessariamente pelo *insight* escolhido (Seddon *et al.*, 2017). Por fim, o modelo BASM sugere que os benefícios organizacionais obtidos do uso de análises de dados nos negócios, na perspectiva da alta administração, dependem dos elementos da visão de processos, tais como o uso analítico de recursos, *insights*, decisões, tecnologia, pessoas com mentalidade analítica e demais recursos organizacionais (Seddon *et al.*, 2010).

5.3.6 Etapa 6 - Definir novo processo de negócio orientado a dados

Faz-se necessário, neste ponto, definir novo processo de negócio orientado a dados necessário para implementar o “*insight*” selecionado, isto é, esta etapa consiste em planejar como o novo processo de negócio de análise de dados será introduzido na estrutura organizacional. É necessário descrever o novo processo, estabelecer seus subprocessos ou atividades, determinar quais os recursos serão consumidos em cada atividade, bem como as entradas e saídas de uma delas. Verificou-se através do modelo BASM, que é fundamental

acompanhar a jornada da análise de dados dentro da organização e verificar o quanto ela está integrada aos demais processos de negócio (Wee; Scheepers; Tian, 2022).

5.3.7 Etapa 7 - Analisar os impactos da inserção do processo de negócio proposto

Neste momento, é necessário analisar os impactos da inserção do processo de negócio proposto na atual estrutura sistêmica da empresa. Em outras palavras, esta etapa consiste em verificar os possíveis impactos, positivos ou negativos, relacionados à introdução do novo processo de negócio análise de dados em termos de estrutura organizacional (*TO-BE*). Recomenda-se, para efeitos comparativos futuros, produzir diagramas dos processos de negócios com a situação atual (*AS-IS*), conforme etapa 1 deste roteiro, e a situação proposta (*TO-BE*), através de notações como *BPMN* (*Business Process Model and Notation*) ou DFD (Diagrama de Fluxo de Dados), considerando as entradas, atividades, recursos e as saídas de cada um dos processos, bem como as integrações/relações/implicações entre as atividades. O modelo BASM enfatizou a importância de analisar os recursos analíticos da organização, bem como avaliar os possíveis impactos (positivos e/ou negativos) da análise de dados sobre o negócio (Wee; Scheepers; Tian, 2022). Nesta etapa deve ser apresentando o novo mapeamento dos processos de negócios e como será a sua introdução na estrutura sistêmica vigente.

5.3.8 Etapa 8 - Integrar o novo processo de negócio

Seguindo o roteiro, chegou o momento de integrar o novo processo de negócio (Inteligência Analítica de Negócios) com os processos de *marketing* e vendas. Esta etapa consiste em estudar as relações entre o novo processo de negócio de análise de dados e os processos já existentes da organização, a exemplo dos processos de *marketing* e vendas no estudo de caso realizado, de forma estruturada e sistêmica. Em outras palavras, significa compreender as entradas de dados, processamentos e saídas do novo processo de negócios de análise e dados de forma que este novo processo possa gerar entradas (insumos) ou produzir saídas (entregas) para os processos de *marketing* e vendas ou outros processos e funções de negócios da organização. Trata-se, portanto, de introduzir a Inteligência Analítica de Negócios na organização, isto é, como “transformar” os dados no “novo petróleo” visando impulsionar os resultados da organização. Os processos de negócios precisam ser reprojatados para se adequarem ao *Big Data*. Desta forma, as organizações precisam determinar os processos de negócios considerados críticos que precisam ser alterados para obter desempenho organizacional, que pode ser verificado sob diversos

aspectos: melhor índice de satisfação dos clientes, redução de custos de negócios, aumento da rentabilidade, aumento da capacidade de resposta às mudanças e melhoria da qualidade da execução e tomada de decisão (Jha; Sanjay; O'brien, 2016). O propósito é unir ciência de dados e interpretações sobre o negócio para descobrir e interpretar padrões relevantes pelos dados gerados na sua operação ou gestão, visando a criação de novos produtos e/ou serviços inovadores. Torna-se fundamental, nesta etapa, ao buscar introduzir a análise de dados nos processos de *marketing* e vendas, não perder de vista o alinhamento das mudanças organizacionais que serão implementadas com o modelo de negócios adotado (Bange; Derwisch, 2016). Além disso, são características dos proprietários-gestores das PME's centralizarem o processo de tomada de decisão neles próprios. Outra questão relevante é o fato destes mesmos proprietários-gestores enxergarem a inteligência analítica de negócios como apenas uma função secundária, de suporte, para as equipes de *marketing* e vendas (Ojiako *et al.*, 2015).

5.3.9 Etapa 9 - Adquirir conhecimento

Chegou o momento de adquirir conhecimento de aplicação das tecnologias e métodos necessários para implementação de projeto piloto, ou seja, esta etapa consiste em avaliar a necessidade de obtenção de conhecimento técnico e de negócios para operacionalizar o processo de análise de dados, uma vez que esta etapa demanda conhecimento de técnicas e ferramentas específicas (Mikalef *et al.*, 2019). Para poder implementar um projeto de análise de dados, a PME deve estabelecer estruturas de computação que incluam instalações técnicas, computadores, redes de comunicação e ferramentas de computação específicas (Niehm *et al.*, 2010). Dependendo no nível de complexidade do projeto de análise de dados, uma infinidade de conhecimentos técnicos pode ser requerida, tais como: definição da arquitetura de *software* do projeto (por exemplo, se fará uso de servidores físicos em ambiente próprio ou se serão executados *softwares* em ambiente na nuvem), configuração dos *softwares* para a devida execução da análise dados propriamente dita, conhecimento em programação de computadores e algoritmos, conhecimento técnico para utilizar *softwares* especializados em análises de dados - Microsoft Azure®, Google Cloud Big Table®, Amazon AWS® com Elastic MapReduce® e Salesforce Analytics Cloud® entre outros - conhecimento matemático e estatístico e conhecimento em termos de governança de dados, que envolve aspectos de governança e privacidade dos dados. Torna-se necessário avaliar se o corpo técnico da PME tem conhecimento suficiente para aplicar análise de dados na profundidade pretendida.

As organizações parecem não ter uma compreensão holística acerca de uma cultura de negócio orientada a dados e como a adoção de abordagens orientadas à ciência de dados podem ser capazes de mudar fundamentalmente o caráter de seus negócios (Brown; Court; Willmott, 2013). Os colaboradores necessitam de conhecimento e capacidade para atuar em todas as etapas de um processo de análise de dados (Stair; Reynolds, 2006). Infelizmente, percebe-se uma clara falta de competência para tratar dados em todos os níveis hierárquicos das PME's, tendo como consequência a formação de barreiras para a devida identificação de casos de sucesso do uso de ciência de dados envolvendo questões organizacionais e técnicas (Bange; Grosser; Janoschek, 2015; Wamba *et al.*, 2015). Considerando que as tecnologias empregadas em análise de dados são relativamente recentes, é improvável que as PME's possuam as habilidades necessárias para utilizá-las (Willetts; Atkins; Stanier, 2020).

Os colaboradores devem adquirir habilidades e conhecimentos técnicos para garantir a qualidade da análise dos dados, e tais competências devem ser disseminadas e consolidadas em todos os níveis da organização, através de treinamentos e consultorias especializadas, de forma a promover uma cultura baseada em dados (Halper; Stodder, 2014; Oliveira; Rodrigues; Henriques, 2005; Shankaranarayan; Ziad; Wang, 2003). O emprego da análise de dados pelo grupo de colaboradores exige que busquem constantemente ampliar seus conhecimentos a respeito do potencial da Inteligência Analítica de Negócios para o seu trabalho (Gupta; Smith; Shalley, 2006). Projetos bem-sucedidos orientados por dados exigem equipes interdisciplinares, que incluem não apenas conhecimentos técnicos, mas incluem conhecimentos sobre negócios e, muitas vezes, requerem cooperação com outras empresas e universidades. Certamente os colaboradores devem ser capazes de vincular o conhecimento técnico com o conhecimento empresarial, com o propósito de aplicar *insights* de ciências de dados por meio de ligações que podem gerar e transferir descobertas para gerar oportunidades de negócios (Henke *et al.*, 2016; Chin *et al.*, 2017). Este é um problema para as PME's, pois elas têm dificuldades para cobrir todos os campos de competência que, geralmente, projetos de ciência de dados requerem (Mittal *et al.*, 2020). Por outro lado, quando projetos de análise de dados em PME's são implementados de forma satisfatória, muitas vezes compartilhando conhecimento de forma colaborativa, concepções de novos projetos são aprimoradas, exigindo cada vez mais a obtenção de conhecimentos técnicos e de negócios (Löcklin *et al.*, 2021). Com efeito, conhecimentos, sejam explícitos ou tácitos, são gerados a partir da utilização produtiva de informações, ajudando as organizações a obterem uma visão holística conforme a capacidade de observar tendências e padrões é aprimorada (Shabbir; Gardezi, 2020).

5.3.10 Etapa 10 - Implementar projeto piloto

E etapa consiste em executar todo o planejamento estabelecido nas etapas anteriores, sob a condição de projeto piloto, de forma que o processo de análise de dados possa ser implementado através de diversas ações concretas – atividades – que ocorrem dentro da estrutura sistêmica da organização, de forma integrada com outros processos de negócio. Um ponto fundamental é o estabelecimento de conexão entre o novo processo de negócios e os objetivos organizacionais, de forma que a implementação do projeto piloto possa ser avaliada através de critérios claramente definidos, permitindo medir seu efeito sobre o desempenho da organização (Thennakoon *et al.*, 2018). Os projetos de análise de dados costumam consumir investimentos representativos de recursos, sejam pessoas, dinheiro, máquinas e equipamentos. A implementação de um projeto de análise de dados é algo complexo. As organizações precisam melhorar sua capacidade de gerenciar os desafios e os riscos relacionados ao investimento em projetos de análise de dados se quiserem sobreviver (Al-Sai; Abdullah; Husin, 2020). É fundamental criar uma visão organizacional clara relacionada à adoção e implementação de projetos de análise de dados, reforçando a relevância de uma gestão estratégica baseada em dados (Alharthi; Krotov; Bowman, 2017, Tabesh; Mousavidin; Hasani, 2019).

5.3.11 Etapa 11 - Avaliar resultados

Esta etapa consiste em verificar se as ações implementadas em relação ao processo de análise de dados cumpriram seu objetivo que, em essência, trata de resolver um determinado “problema” observado na PME. Infelizmente, as PME’s carecem de estratégias de dados coerentes ou benchmarks para medir o sucesso das implementações de projetos orientados por dados, demonstrando que tais organizações não foram capazes de fazer uso adequado de uma cultura baseada em dados (Brown; Court; Willmott, 2013).

5.3.12 Etapa 12 - Realizar ajustes

Esta etapa consiste em corrigir os eventuais aspectos negativos verificados na etapa anterior, com vistas a mitigar os riscos e impactos para a PME. Em outras palavras, as ações implementadas na etapa anterior podem carecer de ajustes, que podem ser de natureza técnica, por exemplo, o *software* utilizado para processar os dados não gerou o resultado esperado, ou

de natureza de negócios, como, por exemplo, o resultado alcançado com a implementação da análise de dados através da aplicação do projeto piloto não foi suficiente para resolver o “problema” da organização. Com os ajustes, espera-se que o processo seja atualizado, descrevendo as características das novas entradas/saídas, procedimentos/atividades, recursos, custos, alocação, duração das atividades, entre outros aspectos. Portanto, a documentação do novo processo deve ser atualizada com os ajustes propostos e as pessoas chave referentes ao processo devem ser comunicadas e treinadas, bem como as demais áreas envolvidas.

5.3.13 Etapa 13 - Rodar projeto piloto com as mudanças propostas

Esta etapa consiste em implementar uma nova rodada de ações relacionadas ao projeto piloto. O modelo BASM sugere que o processo “análise-*insight*-decisão-ação” deve ser executado repetidas vezes em diferentes partes da organização, para que o novo processo possa evoluir progressivamente (Seddon *et al.*, 2017).

5.3.14 Etapa 14 - Decidir pela adoção contínua

Esta etapa consiste em avaliar os resultados alcançados com a implementação das mudanças propostas na etapa anterior e, em caso positivo, optar pela adoção contínua da solução proposta, isto é, atualizar a documentação dos processos de negócios no sentido de “oficializar” o novo processo de análise de dados, compartilhar a documentação atualizada com a equipe, criar ações de capacitação interna se houver necessidade. Em caso negativo, os problemas identificados deverão ser tratados e novos ajustes serão propostos, voltando para a etapa 12. A análise de dados pode ser realizada em um ciclo único, ou seja, uma vez resolvido o problema o processo não precisa ser repetido. Normalmente nos primeiros ciclos a execução da análise de dados é “manual”, ou seja, as diversas etapas são executadas de forma não integrada. O modelo encontra-se em validação, em termos de viabilidade de sua execução e de seus resultados. O ciclo problema, obtenção de dados, limpeza, processamento, análise dos resultados é realizado pela equipe de analistas e quando “dominado”, caso venha a ser usado rotineiramente na organização, procura-se automatizá-lo ao máximo e integrá-lo nas demais rotinas e sistemas organizacionais.

5.3.15 Etapa 15 - Empreender automatização e integração

Esta etapa consiste em automatizar o novo processo de negócios análise de dados, isto é, promover ações de forma que o novo processo possa ser executado periodicamente de forma programada e integrada com os demais processos de negócios da organização, de forma a promover o surgimento de novos modelos de processos orientados por dados, especialmente se os processos são considerados de alta complexidade ou se a organização não possui capacidade de padronização (Ploder; Kohlegger, 2018). Os novos modelos de processos de negócios orientados por dados proporcionam melhorias no planejamento e na gestão das organizações (Löcklin *et al.*, 2021). Desta forma, os processos de negócios orientados por dados impactam diretamente na qualidade de serviços/produtos oferecidos pelas organizações, sendo, portanto, capazes de contribuir para o desempenho empresarial (Elbashir; Collier; Davern, 2008; Popovič; Turk; Jaklič, 2010; Trkman *et al.*, 2010).

5.3.16 Desafios para a PME

Em nossa visão, o primeiro desafio dos gestores de pequenas e médias empresas está na definição de como a análise de dados poderá dar suporte à lógica dominante do negócio. No estudo de caso, a análise de dados foi caracterizada pela replicação de casos e pela análise de similaridade. Este desafio superado leva a uma organização orientada a dados. O próximo desafio está em encontrar e aplicar ferramentas computacionais livres e/ou de baixo custo que, embora existam, exigem conhecimento e prática que devem ser desenvolvidas ou que são encontradas em estudantes, pesquisadores e novos profissionais cientista de dados. Por um lado, um desafio, por outro, uma oportunidade para inovar.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Finalmente, entende-se ter atingido os objetivos propostos a partir de um profundo estudo teórico que evidenciou os problemas e desafios de aplicação da análise de dados com *Big Data* nas pequenas e médias empresas. Encontrou-se um consenso na literatura sobre as dificuldades relacionadas à complexidade e custos que formam as barreiras para o pleno aproveitamento das novas tecnologias nas pequenas e médias empresas no seu processo de transformação digital para uma gestão orientada por dados, tão essencial para a sobrevivência em um mercado dinâmico (objetivo A).

A bibliografia aponta modelos genéricos sem oferecer roteiros referenciais para que o empreendedor possa orientar os seus esforços. Entendeu-se que a estabilidade de uma pequena e média empresa, inclusive o seu “*valuation*”, dependem da recorrência da receita e diminuição da dependência de poucos contratos através da replicação dos casos, resultado do “empacotamento em serviços” de sua experiência.

Normalmente, como verificado no caso estudado, pequenas e médias empresas dependem da experiência de seus fundadores, recursos humanos chave que limitam o seu crescimento quando a demanda cresce. A internalização de pessoas com capacidade comercial e técnica é um dos desafios pelo alto custo e longa curva de aprendizado, levando-nos a inferir que as tecnologias de análise de dados, em especial a inteligência artificial pode fornecer o suporte a uma equipe de analistas de negócios vendedores, tornando-a mais assertiva com relação a demanda do mercado.

Desta forma, encontrou-se na bibliografia a necessidade de entender, definir ou ajustar a lógica dominante para depois formular as possibilidades de se aplicar métodos de análise de dados que irão formar o que comumente é conhecido como “inteligência de negócios”. Na organização estudada a replicação de casos configurou a lógica dominante e a análise de similaridade, com o detalhamento dos seus processos, possibilitou oferecer um ajuste na visão sistêmica da empresa entre os processos de *marketing* e vendas, formalizado no mapeamento de processos, para objetivamente contribuir para a escalada do negócio.

Ao final, teoria e experiência possibilitaram propor um roteiro referencial que pode resultar, com a sua aplicação repetida, um caminho para a revisão dos processos organizacionais em uma pequena e média empresa para promover a introdução da análise de dados na era *Big Data*.

Assim, procurou-se (objetivo B) compreender o conceito de análise de dados e sua evolução no âmbito das ciências da administração, onde sempre existiu, porém, agora potencializada com o crescimento da capacidade computacional de coleta, armazenagem e

processamento de dados. Tudo foi para a nuvem, os produtos de *software*, antes vendidos em caixas e DVDs, transformaram-se em serviços com oportunidades de monetização também das análises de dados resultantes. Porém, para as pequenas e médias empresas ainda existem muitas barreiras que precisam ser amenizadas para que este importante ator no sistema econômico possa competir e crescer.

Buscou-se compreender as etapas para a aplicação de análise de dados (objetivo C) na visão de um conjunto de processos que vai desde a definição e formulação do problema, passando pela obtenção, limpeza e análise dos dados. Isto permitiu, quando foi proposto a análise de similaridade para a organização em estudo (objetivo F), verificar que para uma pequena e média empresa estes processos necessitam de complemento em algumas etapas, onde faz-se necessário buscar alternativas de baixo custo para as tecnologias necessárias. Um desafio adicional será estabelecer uma plataforma didática entre o usuário e aplicação das ferramentas.

A necessidade de estabelecer um canal de comunicação entre o pesquisador e os atores da organização levou a estudar a modelagem de processos de negócios e técnicas de mapeamento de processos (objetivo D). Procurou-se um caminho para formalizar a situação atual e evidenciar a situação proposta, para então obter a percepção dos gestores.

De forma geral, sobre a percepção dos gestores que vivenciam os desafios relacionados à análise de dados em uma pequena empresa, o entendimento pelo pesquisador da situação atual da organização em estudo, evidenciada através de técnicas de mapeamento de processos, permitiu formular uma proposta assertiva e com fundamentos teóricos, que angariou contribuições destes especialistas e interesse na sua implementação, em que pese as preocupações com os desafios de transformar um estudo em um artefato integrado ao modelo sistêmico da empresa estudada.

Diante da complexidade sistêmica de uma organização optou-se por mapear os processos de *marketing* e vendas da empresa estudada (objetivo E) por entender que neles residem os principais desafios de consolidação e crescimento de uma pequena e média empresa, e foi onde percebeu-se a aplicação de ferramentas de *marketing* a exemplo do “inbound” e do “outbound” entre outras estratégias já comuns e que colocam aqueles que as aplicam no mesmo patamar de processos de gestão. Todas as técnicas visam qualificar o “lead”, o cliente em potencial. A proposta formulada ajusta estes processos adicionando uma sistemática que tem o potencial de melhorar o desempenho da organização. Obviamente isso deverá ser verificado após a sua implementação, o que não foi possível no tempo desta pesquisa.

Finalmente, o roteiro referencial proposto (objetivo G), gerado a partir da bibliografia, via processos de revisão sistemática, em consonância com o entendimento do caso estudado,

em interação com os gestores, permitiu oferecer, contribuir cientificamente com um caminho para que pequenas e médias empresas possam estudar as possibilidades de melhorar os processos de negócio, principalmente os processos de *marketing* e vendas, com introdução da análise de dados, atendendo assim o objetivo geral da pesquisa.

Por fim, o presente trabalho científico tem potencial para contribuir com o desenvolvimento de trabalhos técnicos e/ou de consultoria empresarial, estimulando a cooperação das PME's com universidades, fundações, e institutos de pesquisa, com vistas a contribuir com desenvolvimento de importantes setores da economia brasileira, como, por exemplo, a indústria nacional.

6.1 CONTRIBUIÇÕES PARA A CIÊNCIA

A combinação da necessidade de estar definido a lógica dominante com a geração de *insights* para uso da análise de dados em pequenas e médias empresas nos parece ser uma contribuição científica, especialmente quando associada à realidade do caso estudado, de onde extraímos um roteiro.

O roteiro proposto adiciona contribuição aos modelos genéricos publicados, a exemplo do BASM para pequenas e médias empresas, onde acreditamos exista ainda um “gap”.

Os resultados atingidos estimulam implementações e novos desafios que podem ser empreendidos em novas pesquisas, na linha “organizações, tecnologias e gestão”, do programa de pós-graduação em administração da UDESC, no âmbito do grupo LabGES - Laboratório de Tecnologias de Gestão.

6.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

As descobertas da pesquisa descortinam diversos desafios cuja realização está limitada à disponibilidade de recursos e tempo no âmbito deste projeto, mas que podem ser configuradas como próximas etapas em uma linha de pesquisas.

A continuidade deste trabalho de pesquisa sugere a implementação do processo de análise de similaridade proposto na empresa estudada ou em outras para que se possa então observar os desafios de aprendizado das técnicas e ferramentas computacionais como também a integração dos novos processos na realidade sistêmica da organização. Tal experiência poderá ainda resultar em uma plataforma que possa facilitar a adoção da sistemática por pequenas e médias empresas.

Em uma eventual implementação pode-se comparar os indicadores de desempenho dos processos redesenhados para se verificar se os novos procedimentos melhoram os indicadores de vendas e faturamento. Para isso, será necessário definir um conjunto de indicadores que devem ser mensurados e acompanhados, permitindo a comparação entre o antes e o depois de forma que se possa analisar o custo-benefício.

O roteiro referencial proposto pode ter a sua validação ampliada através da estruturação de um questionário, elaborado a partir da experiência com o estudo de caso realizado. Assim seria possível buscar a percepção de um conjunto maior de especialistas e gestores, em especial *marketing* e vendas em pequenas e médias empresas.

Um estudo de impacto e necessidades de infraestrutura de tecnologia, especialmente *software*, com foco naqueles gratuitos ou de baixo custo, poderia resultar em um programa de capacitação para minimizar a inércia em sua adoção nos processos e etapas propostas.

REFERÊNCIAS

- ABRAHAM, R.; SCHNEIDER, J.; VOM BROCKE, J. **Data governance: a conceptual framework, structured review, and research agenda**. *International Journal of Information Management*, [s. l.], v. 49, p. 424-438, 2019.
- AKINCI, C.; SADLER-SMITH, E. **Intuition in management research: a historical review**. *International Journal of Management Reviews*, [s. l.], v. 14, p. 104–122, 2012.
- AKTER, S. *et al.* **How to improve firm performance using Big Data analytics capability and business strategy alignment?**. *International Journal of Production Economics*, [s. l.], v. 182, p. 113-131, 2016.
- ALBRIGHT, S. C.; WINSTON, W. L.; ZAPPE, C. J. **Data analysis and decision making with Microsoft Excel**. [S. l.]: South-Western Publishing, 2010
- ALHARTHI, A.; KROTOV, V.; BOWMAN, M. **Addressing barriers to Big Data**. *Business Horizons*, [s. l.], v. 60, p. 285-292, 2017.
- AL-SAI, Z. A.; ABDULLAH, R.; HUSIN, M. H. **Critical success factors for Big Data: A Systematic Literature Review**. *IEEE Access*, [s. l.], v. 8, p. 118940-118956, 2020.
- ALSHAMAILA, Y.; PAPAGIANNIDIS, S.; LI, F. **Cloud computing adoption by SMEs in the North East of England: a multi-perspective framework**. *Journal of Enterprise Information Management*, [s. l.], v. 26, n. 3, p. 250-275, 2013.
- AMABILE, T. M. **The social psychology of creativity: a componential conceptualization**. *Journal of Personality and Social Psychology*, [s. l.], v. 45, p. 357–376, 1983.
- ANDRADE, R. O. B. de; AMBONI, N. **Estratégias de gestão: processos e funções do administrador**. Rio de Janeiro: Elsevier/Campus, 2010.
- APPELBAUM, D. *et al.* **Impact of business analytics and enterprise systems on managerial accounting**. *International Journal of Accounting Information Systems*, [s. l.], v. 25, p. 29-44, 2017.
- ASAD, M. *et al.* **Data analytics and SME Performance: a bibliometric analysis**. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON DATA ANALYTICS FOR BUSINESS AND INDUSTRY: WAY TOWARDS A SUSTAINABLE ECONOMY, 2020, Sakheer, Bahrain. *Proceedings[...]*. [S. l.]: IEEE. 2020.
- BAKIR, D.; ENGELS, F.; BAKIR, J. **Innovators 5 forces approach to increase the strategic accuracy of technological SME-Innovations**. *International Journal for Quality Research*, [s. l.], v. 13, n. 4, p. 875-886, 2019.
- BALLOU D. P.; PAZER H. L. **Modeling completeness versus consistency tradeoffs in information decision contexts**. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, [s. l.], v. 15., n. 1, p. 240-243, 2003.

BANCO MUNDIAL. **Small and medium enterprises (SMEs) finance**. Disponível em: <<https://www.worldbank.org/en/topic/sme/bancomuinance>>. Acesso em: 06 jun. 2019.

BANGE, C.; DERWISCH, S. **Building data products to realize data-driven business models**. 2016. Disponível em: <<http://blog-sap.com/analytics/2016/11/21/building-data-products-to-realize-data-driven-business-models>>. Acesso em: 21 ago. 2021.

BANGE, C.; GROSSER, T.; JANOSCHEK, T. N. **Big data use cases: getting real on data monetarization**. [S. l.]: BARC, 2015.

BANSAL, S. K; KAGEMANN, S. **Integrating big data: a semantic extract-transform-load framework**. Computer, v. 48, n. 3, p. 42-50, 2015.

BARNEY, J. B.; KETCHEN, D. J.; WRIGHT, M. **The future of resource-based theory: revitalization or decline?** Journal of Management, [s. l.], v. 37, p. 1299–1315, 2011.

BARNEY, J. **Firm resources and sustained competitive advantage**. Journal of Management, [s. l.], v. 17, n. 1, p. 99-120, 1991. DOI:10.1177/014920639101700108

BARRENECHEA, O. *et al.* **Data governance reference model to streamline the supply chain process in SMEs**. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRONICS, ELECTRICAL ENGINEERING AND COMPUTING, 26., 2019, Lima, Peru. *Proceedings[...]*. [S. l.]: IEEE, 2019.

BARTON, D.; COURT, D. **Making advanced analytics work for you – A practical guide to capitalizing on Big Data**. Harvard Business Review, [s. l.], v. 90, n. 10, p. 78-83. 2012.

BATINI C. *et al.* **Methodologies for data quality assessment and improvement**. ACM computing surveys (CSUR), [s. l.], v. 41, n. 3, 2009. 52 p.

BATINI C., SCANNAPIECO M. **Data and information quality**. [S. l.]: Springer International Publishing, 2016.

BATISTIČ, S.; DER LAKEN, P. **History, evolution and future of Big Data and analytics: a bibliometric analysis of its relationship to performance in organizations**. British Journal of Management, [s. l.], v. 30, n. 2, p. 229-251, 2019.

BAUER M.; VAN DINTHER C.; KIEFER D. **Machine learning in SME: an empirical study on enablers and success factors**. In: AMERICAS CONFERENCE ON INFORMATION SYSTEMS, 2020, Salt Lake City, Utah. *Proceedings[...]*. [S. l.]: [s. n.], 2020.

BEAL, R. M. **Competing effectively: environmental scanning, competitive strategy, and organizational performance in small manufacturing firms**. Journal of Small Business Management, [s. l.], p. 27-47, jan. 2000.

BEER, S. **Brain of the firm**. Allen Lane, London: Penguin Press, 1972.

BEER, S. **The viable system model: Its provenance, development, methodology and pathology**. Journal of the Operational Research Society, [s. l.], v. 35, n. 1, p. 7-25, 1984.

BENLIAN, A.; HESS, T. **Opportunities and risks of software-as-a-service**: findings from a survey of IT executives. *Decision Support Systems*, [s. l.], v. 52, n. 1, p. 232-246, 2011.

BERTALANFFY, L. W. **Teoria geral dos sistemas**. Petrópolis: Vozes, 1973.

BETTIS, R. A.; PRAHALAD, C. K. **The dominant logic**: retrospective and extension. *Strategic Management Journal*, [s. l.], v. 16, n. 1, p. 5-14. 1995. DOI: <https://doi.org/10.1002/smj.4250160104>.

BIANCHINI M.; MICHALKOVA V. **Data analytics in SMEs**: trends and policies. 15 ed. OECD SME and Entrepreneurship Papers. [S. l.]: OECD Publishing, 2019.

BLAZQUEZ, D.; DOMENECH, J. **Big Data sources and methods for social and economic analyses**. *Technological Forecasting and Social Change*, [s. l.], v. 130, p. 99-113, 2018.

BLILI, S.; RAYMOND, L. **Information Technology**: threats and opportunities for SMEs. *International Journal of Information Management*, [s. l.], v. 13, n. 6, p. 439-448, 1993.

BOTELHO, L. L. R.; CUNHA, C. C. A.; MACEDO, M. **O método da revisão integrativa nos estudos organizacionais**. *Gestão e Sociedade*, v. 5, n. 11A, p. 121-136, 2011.

BOURNE, M. *et al.* **Generating organisational performance**: the contributing effects of performance measurement and human resource management practices. *International Journal of Operations & Production Management*, [s. l.], v. 33, n. 11/12, p. 1599-1622, 2013.

BOWDEN, E. M. *et al.* **New approaches to demystifying insight**. *Trends in cognitive sciences*, [s. l.], v. 9, n. 7, p. 322-328, 2005.

BRIJS, B. **Business analysis for business intelligence**. New York: CRC Press, 2013.

BROWN, B.; COURT, D.; WILLMOTT, P. **Mobilizing you C-Suite for Big Data analytics**. [S. l.]: McKinsey Quarterly, 2013.

BRYNJOLFSSON, E.; MCAFFEE, A. **The second machine age**. Work, progress and prosperity in a time of brilliant technologies. New York: Norton, 2014.

BUCHANAN, L.; O'CONNELL, A. **A brief history of decision making**. *Harvard Business Review*, 2006. Disponível em: <<https://hbr.org/2006/01/a-brief-history-of-decision-making>>. Acesso em: 15 set. 2022.

BURGESS, B.; MUN, D. **Account-Based marketing**: como acelerar o crescimento nas contas estratégicas com planos de marketing exclusivos. Trad. Afonso Celso da Cunha São Paulo: Autêntica Business, 2019.

CARR, N. **Big Switch: Rewiring the world, from Edison to Google**. [S. l.]: Norton & Company, 2008.

CENICOLA, M. **Three steps to incorporate Big Data into your small business**. *Forbes*, 2013. Disponível em: <<https://www.forbes.com/sites/theyec/2013/04/29/3-steps-to-incorporate-big-data-into-your-small-business>>. Acesso em: 02 set. 22.

CHAUDHRY, S. S.; SALCHENBERGER, L.; BEHESHTIAN, M. **A small business inventory DSS: design, development, and implementation issues.** Computers & Operations Research, [s. l.]: v. 23, n. 1, p. 63-72, 1996.

CHEN, D. Q.; PRESTON, D. S.; SWINK, M. **How the use of Big Data analytics affects value creation in supply chain management.** Journal of Management Information Systems, [s. l.], v. 32, n. 4, p. 4-39, 2015.

CHEN, H.; CHIANG, R. H.; STOREY, V. C. **Business intelligence and analytics: from Big Data to big impact.** [S. l.]: MIS Quarterly, 2012.

CHEN, M.; MAO S.; LIU Y. **Big data: a survey.** [S. l.]: Mobile Netw Appl, 2014.

CHEN, X.; SIAU, K. **Impact of business intelligence and IT infrastructure flexibility on competitive performance: an organizational agility perspective.** In. INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION SYSTEMS, 32., 2011, Shanghai. Proceedings[...], Shanghai: [s. n.], 2011.

CHESBROUGH, H. **Business model innovation: opportunities and barriers.** Long Range Planning, [s. l.], v. 43, n. 2/3, p. 354-363, 2010. DOI: 10.1016/j.lrp.2009.07.010.

CHESBROUGH, H.; ROSENBLOOM, R. **The role of the business model in capturing value from innovation: evidence from xerox corporation's technology spin-off companies.** Industrial and Corporate Change, [s. l.], v. 11, n. 3, p. 529-555. 2002.

CHIN, J. K. *et al.* **Advanced analytics: nine insights from the C-Suite.** [S. l.]: McKinsey Analytics, 2017.

CHOO, C. W. **Information management for the intelligent organization: the art of scanning the environment.** 2 ed., Medford, New Jersey: Information Today, 1998.

CHRISTINA, O. C.; STEPHEN, K. **Facilitating knowledge management through filtered Big Data: SME competitiveness in an agri-food sector.** Journal of Knowledge Management, [s. l.], v. 21, p. 156-179, 2017.

CLARK, T. D.; JONES, M. C.; ARMSTRONG, C. P. **The dynamic structure of management support systems: theory development, research focus and direction.** MIS Quarterly, [s. l.], v. 31, p. 79-615, 2007.

COLEMAN, S. *et al.* **How can SMEs benefit from Big Data? Challenges and a path forward.** Quality and Reliability Engineering International, [s. l.], v. 32, n. 6, p. 2151-2164, 2016.

COLLIS, J; HUSSEY, R. **Business research: a practical guide for undergraduate and postgraduate students.** New York: Palgrave Macmillan, 2003.

CÔRTE-REAL, N. *et al.* **Unlocking the drivers of big data analytics value in firms.** Journal of Business Research, v. 97, p. 160-173, 2018.

CÔTÉ, L.; LANGLEY, A.; PASQUERO, J. **Acquisition strategy and dominant logic in an engineering firm**. Journal of Management Studies, [s. l.], v. 36, n. 7, p. 919-952, 1999.

COYNE, E. M.; COYNE, J. G.; WALKER, K. B. **Big data information governance by accountants**. International Journal of Accounting & Information Management, [s. l.], v. 26, n. 1, p. 153-170, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1108/IJAIM-01-2017-0006>.

CRUZ, J. A. G.; ZAGHA, R. R. **Aplicação da ferramenta inbound marketing: Estudo de caso num curso de pós-graduação**. In: SIMPÓSIO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO DE SERGIPE, 10., 2018, São Cristóvão. Anais [...]. São Cristóvão, SE: [s. n.], 2018. p. 513.

DAVENPORT, T. H. **Competing on analytics**. Harvard Business Review, [s. l.], v. 84, n. 1, p. 98-107, 2006.

DAVENPORT, T. H. **Make better decisions**. Harvard Business Review, [s. l.], v. 87, n. 11, p. 117-123, 2009.

DAVENPORT, T. H.; BARTH, P.; BEAN, R. **How Big Data is different**. MIT Sloan Management Review, [s. l.], p. 7-9, 2015. Especial Collection "Winning With Data".

DAVENPORT, T. H.; HARRIS, J. G.; MORISON, R. **Analytics at work: smarter decisions, better results**. Harvard Business School Press Books. Boston, MA, EUA: Harvard Business School Press, 2010.

DAVENPORT, T. H.; PATIL D. J. **Data scientist: the sexiest job of the 21st century**. Harvard Business Review, [s. l.], 2012.

DAVIDSON, J. E.; STERNBERG, R. J. **The psychology of problem solving**. [S. l.]: Cambridge University Press, 2003.

DAY, G.; SCHOEMAKER, P. **driving through the fog: managing at the edge**. Long Range Planning, [s. l.], v. 37, n. 2, p. 127-142, 2004.

DE ROLT, C. R. **O desenvolvimento da comunidade virtual: uma proposta para a melhoria da qualidade e da comercialização de software**. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico. Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção, 2000.

DENZIN, N.; LINCOLN K. **Planejamento da pesquisa qualitativa: teorias e abordagens**. 2 ed. Porto Alegre: ARTMED. 2006.

DEPARTAMENTO INTERSINDICAL DE ESTATÍSTICA E ESTUDOS SOCIOECONÔMICOS - DIEESE. **Anuário do trabalho nos pequenos negócios: 2016**. 9 ed. São Paulo: DIEESE, 2018. Disponível em: <<https://www.dieese.org.br/anuario/2018/anuarioDosTrabalhadoresPequenosNegocios.html>>. Acesso em: 30 ago. 2022.

DIAS, M. C. **Com Florianópolis na dianteira, Santa Catarina lidera entre os estados com maior número de startups**. Exame, 2022. Disponível em: <<https://exame.com/negocios/com-florianopolis-na-dianteira-santa-catarina-lidera-entre-os-estados-com-maior-numero-de-startups>>. Acesso em: 31 jul. 2023.

DUAN, Y.; CAO, G.; EDWARDS, J. S. **Understanding the impact of business analytics on innovation**. *European Journal of Operational Research*, [s. l.], v. 281, n. 3, p. 673–686, 2020.

DUBÉ, L.; PARÉ, G. **Rigor in information systems positivist case research**: current practices, trends and recommendations. *MIS Quartely*, [s. l.], v. 27, n. 4, p. 597–635, 2003.

EISENHARDT, K. M.; ZBARACKI, M. J. **Strategic decision making**. *Strategic Management Journal*, [s. l.], v. 13, p. 17–37, 1992.

ELBASHIR, M.; COLLIER, P.; DAVERN, M. **Measuring the effects of business intelligence systems: the relationship between business process and organizational performance**. *International Journal of Accounting Information Systems*, [s. l.], v. 9, n. 3, p. 135–153, 2008.

ELENKOV, D. S. **Strategic uncertainty and environmental scanning**: the case for institutional influences on scanning behavior. *Strategic Management Journal*, [s. l.], v. 18, n. 4, p. 287–302, 1997.

EZE S. C.; DUAN Y.; CHEN H. **Examining emerging ICT's adoption in SMEs from a dynamic process approach**. *Inf. Technol. People*, [s. l.], v. 27, n. 1, p. 63–82, 2014.

FALCÃO, R. A.; OLIVEIRA e SÁ, J. **Generation of business in SMEs through digital transformation with local productive arrangement of information technologies**. In: CONFERÊNCIA DA ASSOCIAÇÃO PORTUGUESA DE SISTEMAS DE NFORMAÇÃO, 19., 2019, Lisboa; Portugal. *Proceedings[...]*. [S. l.]: Associação Portuguesa de Sistemas de Informação, 2019. Disponível em: <<https://www.sco pus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85086628113&partnerID=40&md5=bffe5e4a5ee a38b2005d94a77c2f500f>>. Acesso em: 11 out. 2022.

FAYYAD U. **Advances in knowledge discovery and data mining**. Menlo Park, California: MIT Press; 1996.

FEDERATION OF SMALL BUSINESS - FSB. **UK Small Business Statistics**. Disponível em <<https://www.fsb.org.uk/media-centre/small-business-statistics>>. Acesso em: 15 nov. 2020.

FERRARIS, A. *et al.* **Big Data analytics capabilities and knowledge management**: impact on firm performance. *Management Decision*, [s. l.], v. 57, p. 1923–1936, 2019.

FINK, L.; YOGEV, N.; EVEN, A. **Business intelligence and organizational learning**: An empirical investigation of value creation processes. *Information & Management*, [s. l.], v. 54, n. 1, p. 38–56, 2017.

FLECKENSTEIN, M.; FELLOWS, L. **Implementing a data strategy**. In: FLECKENSTEIN, M.; FELLOWS, L. *Modern data strategy*. Switzerland: Springer, Cham, 2018.

FREUDENBERG, B. *et al.* **A comparative analysis of tax adivers'perception of small business tax law complexity**. United States, Australia and New Zealand. *Australian Tax Forum*, [s. l.], v. 27, n. 4, p. 677–718, 2012. Disponível em: <<http://ssrn.com/abstract=2190692>>. Acesso em: 05 set. 2022.

- GANDOMI, A.; HAIDER, M. **Beyond the hype: Big Data concepts, methods, and analytics.** International Journal of Information Management, [s. l.], v. 35, n. 2, p. 137-144, 2015.
- GANE, C.; SARSON, T. **Análise estruturada de sistemas.** Rio de Janeiro: LTC, 1983.
- GARENGO, P.; BITITCI, U. S. **Towards a contingency approach to performance measurement: an empirical study in Scottish SMEs.** International Journal of Operations & Production Management, [s. l.], v. 27, n. 8, p. 802-825, 2007.
- GARENGO, P.; SHARMA, M. K. **The management of operations performance measurement system contingency factors: a cross analysis of Italian and indian SMEs.** Production Planning & Control, [s. l.], v. 25, n. 3, p. 220-240, 2014.
- GIGERENZER, G.; GAISSMAIER, W. **Heuristic decision making.** Annual review of psychology, [s. l.], v. 62, p. 451-482, 2011.
- GOŠNIK, D.; STUBELJ, I. **Business process management and risk-adjusted performance in SMEs.** Kybernetes, [s. l.], v. 51, 2021.
- GRAHAM, J. W. **Missing data analysis: making it work in the real world.** Annu. Rev. Psychol. v. 60, p. 549–576, 2009.
- GRANT, R. M. **On dominant logic, relatedness ad the link between diversity and performance.** Strategic Management Journal, [s. l.], v. 9, n. 6, p. 639-642. 1998. DOI: <https://doi.org/10.1002/smj.4250090610>.
- GREEN, A. **Business information a natural path to business intelligence: knowing what to capture.** VINE, [s. l.], v. 37, p. 18-23, 2007.
- GROOM, J.; DAVID, F. **Competitive activity among small firms.** SAM Advanced Management Journal, [s. l.], v. 66, n. 1, p. 12-20, 2001.
- GRUBER, M.; HENKEL, J. **New ventures basead on open innovation - an empirical analysis of start-up firms in embedded Linux.** International Journal of Technology Management, [s. l.], v. 33, n. 4, p. 356-372, 2004. DOI: <https://doi.org/10.1504/IJTM.2006.009249>
- GUARDA, T. *et al.* **Business intelligence as a competitive advantage for SMEs.** International Journal of Trade, Economics and Finance, [s. l.], p. 187-190, 2013.
- GÜNTHER, L. C. *et al.* **Data quality assessment for improved decision-making: a methodology for small and medium-sized enterprises.** Procedia Manufacturing, [s. l.], v. 29, p. 583-591, 2019.
- GUO, X.; YUAN, K. **Promotion of marketing efficiency of SMEs based on Big Data.** In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON BIOINFORMATICS AND INTELLIGENT COMPUTING, 2021, Harbin, China. *Proceedings[...]*. New York: Association for Computing Machinery, 2021. p. 244-249.

GUPTA, A. K.; SMITH, K. G.; SHALLEY, C. E. **The interplay between exploration and exploitation.** The Academy of Management Journal, [s. l.], v. 49, n. 4, p. 693-706, 2006. DOI: 10.2307/20159793.

HA, M.; JHA, S.; O'BRIEN, L. **Combining Big Data analytics with business process using reengineering.** In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON RESEARCH CHALLENGES IN INFORMATION SCIENCE, 10., *Proceedings[...]*. [S. l.]: IEEE, 2016.

HALPER, F.; STODDER, D. **Guia de modelo de maturidade da TDWI analytics.** TDWI Research, p. 1-20, 2014. Disponível em: <<https://tdwi.org/whitepapers/2014/10/tdwi-analytics-maturity-model-guide/asset.aspx?tc=assetpg>>. Acesso em: 15 set. 2022.

HAN, Q.; VENKATASUBRAMANIAN N. **Addressing timeliness/accuracy/cost tradeoffs in information collection for dynamic environments.** In: INTERNATIONAL REAL-TIME SYSTEMS SYMPOSIUM, 24., 2003, [s. l.] *Proceedings[...]*. [S. l.]: IEEE, 2003.

HARRISON, T. M. *et al.* **The data firehose and AI in government:** why data management is a key to value and ethics. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE ON DIGITAL GOVERNMENT RESEARCH, 20., 2019, Dubai, United Arab Emirates. New York: ACM, 2019. p. 171–176.

HARTMANN, P. M.; ZAKI, M.; FELDMANN, N. **Big Data for big business a taxonomy of data-driven business models used by start-up firms.** Cambridge Service Alliance. Cambridge, 2014. Disponível em: <https://cambridgeservicealliance.eng.cam.ac.uk/resources/Downloads/Monthly%20Papers/2014_March_DataDrivenBusinessModels.pdf>. Acesso em: 14 set. 2022.

HASHEM, I. A. T. *et al.* **The role of Big Data in smart city.** International Journal of Information Management, [s. l.], v. 36, n. 5, p. 748-758, 2016.

HAUSER, A.; EGGERS, F.; GÜLDENBERG, S. **Strategic decision-making in SMEs:** effectuation, causation, and the absence of strategy. Small Business Economics, [s. l.], v. 54, n. 3, p. 775- 790, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/s11187-019-00152-x>

HENKE, N. *et al.* **The age of analytics:** Competing in a Data-Driven world. Londres: McKinsey Global Institute in collaboration with Mckinsey Analytics, 2016.

HIZIROGLU, A.; H. İ. CEBECİ. **A conceptual framework of a Cloud-Based customer analytics tool for retail SMEs.** Periodicals of Engineering and Natural Sciences (PEN), [s. l.], v. 1, n. 2, 2013.

HOLSAPPLE, C.; LEE-POST, A.; PAKATH, R. **A unified foundation for business analytics.** Decision Support Sys-tems, [s. l.], v. 64, p. 130–141, 2014.

HOWSON, C. **BI scorecard strategic and product summary Q3 2011.** BI Scorecard, 2011. Disponível em: <www.BIScorecard.com, 2011>. Acesso em: 15 mar. 2022.

HOWSON, C. **The road to making BI available to everyone.** Information Week, 2008. Disponível em: <<https://www.informationweek.com/software-services/the-road-to-making-bi-available-to-everyone>>. Acesso em: 12 mar. 2023.

IANSTITI, M.; LAKHANI, K. R. **Managing our hub economy**. Economy, strategy, ethics and competition in the age of digital superpowers. Harvard Business Review, [s. l.], v. 95, n. 5, p. 84-92, 2017.

INFORMATION TECHNOLOGY LABORATORY. *In*: NIST. Disponível em: <<http://www.nist.gov/itl/cloud/index.cfm>>. Acesso em: 23 jun. 2022.

INMON, W.; HACKATHORN, R. **Using the data warehouse**. New York: John Wiley & Sons, 1994.

IQBAL, M. *et al.* **A study of Big Data for business growth in SMEs: Opportunities & challenges**. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTING, MATHEMATICS AND ENGINEERING TECHNOLOGIES: INVENT, INNOVATE AND INTEGRATE FOR SOCIOECONOMIC DEVELOPMENT – ICOMET, 2018, SUKKUR, PAKISTAN. *Proceedings[...]*, Piscataway, New Jersey: IEEE, 2018. p. 1–7.

JAMALUDDIN, A.; DICKIE, C. **Decision-making related to business growth**: Malay small businesses in Selangor. International Journal of Business and Management, v. 6, n. 10, p. 284-296, 2011.

JAOUEN, A.; NAKARA, W. A. **‘Bricolage’ in the implementation and the use of is by micro-firms**: an empirical study. *In*: ROCHA, A.; CORREIA, A.; COSTANZO, S.; REIS, L. (ed.). New Contributions in Information Systems and Technologies. Advances in Intelligent Systems and Computing., Cham: Springer, 2015. p. 449-458, vol. 353.

JARDIOUI, M.; GARENGO, P.; EL ALAMI, S. **How organizational culture influences performance measurement systems in SMEs**. International Journal of Productivity and Performance Management, v. 69, n. 2, p. 217-235, 2019.

JARZABKOWSKI, P. **Dominant logic**: An aid to strategic action or a predisposition to inertia? Working paper of Aston Business School Research Institute, RPO 110. Birmingham: Aston Business School Research, 2001.

JHA, M.; SANJAY, J.; O'BRIEN, L. **Combining big data analytics with business process using reengineering**. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON RESEARCH CHALLENGES IN INFORMATION SCIENCE, 10., 2016, Grenoble, France. *Proceedings[...]*. [S. l.]: IEEE, 2016. p. 1-6.

JIN, X. *et al.* **Significance and challenges of Big Data Research**. Big Data Research, v. 2, n. 2, p. 59–64, 2015. DOI: <<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.bdr.2015.01.006>>.

KADRE, S.; KONASANI, V. R. **Practical business analytics using SAS**: A hands-on guide. [S. l.]: Apress, 2015.

KALAN, R. S.; UNALIR, M. O. **Leveraging Big Data technology for small and medium-sized enterprises (SMEs)**. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER AND KNOWLEDGE ENGINEERING, 6., Mashhad, Iran. *Proceedings[...]*. Piscataway, Nova Jersey: IEEE, 2016.

KARAHANNA, E.; PRESTON, D. S. **The effect of social capital of the relationship between the CIO and top management team on firm performance.** Journal of Management Information Systems, [s. l.], v. 30, n. 1, p. 15-56, 2013.

KHAN, N. *et al.* **The 51 V's of Big Data:** Survey, technologies, characteristics, opportunities, issues and challenges. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON OMNI-LAYER INTELLIGENT SYSTEMS, 2019, Crete, Greece. *Proceedings[...]*. New York: Association for Computing Machinery, 2019.

KHATRI, V.; BROWN, C. V. **Designing data governance.** Communications of the ACM, [s. l.], v. 53, p. 148/152, 2010.

KIMBALL, R. **The data warehouse toolkit:** the complete guide to dimensional modeling. New York: John Wiley & Sons, 1996.

KIMBALL, R.; CASERTA, J. **The data warehouse ETL Toolkit.** [S. l.]: Wiley, 2004.

KIMBALL, R.; ROSS, M. **The data warehouse toolkit:** the definitive guide to dimensional modeling. Hoboken: John Wiley & Sons, 2013.

KITCHENS, B.; DOBOLYI, D.; LI, J.; ABBASI, A. **Advanced customer analytics:** Strategic value through integration of relationship-oriented Big Data. Journal of Management Information Systems, [s. l.], v. 35, n. 2, 2018.

KOLTAY, T. **Data governance, data literacy and the management of data quality.** IFLA Journal, v. 42, n. 4, p. 303–312, 2016.

KOTLER, P.; KELLER, K. L. **Administração de marketing:** a bíblia do marketing. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2006.

KUGLER, P. **Approaching a data-dominant logic.** Technology Innovation Management Review, [s. l.], v. 10, n. 10, p. 16-28, 2020.

KUGLER, P. **When less is more:** coordinating innovation in open versus closed source software development. International Journal of Entrepreneurship and Small Business, [s. l.], v. 37, n. 1, p. 87-108, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1504/IJESB.2019.10021494>.

LAVALLE, S. *et al.* **Big Data, analytics and the path from insights to value.** MIT Sloan Management Review, [s. l.], v. 52, n. 2, p. 21-32, 2011.

LECKENSTEIN, M.; FELLOWS, L. **Modern data strategy.** Switzerland: Springer, Cham, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/978-3-319-68993-7>>. Acesso em: 01 sep. 2022.

LEE, J. *et al.* **Recent advances and trends in predictive manufacturing systems in Big Data environment.** Manufacturing Letters, [s. l.], v. 1, n. 1, p. 38-41, 2013. DOI: 10.1016/j.mfglet.2013.09.005,

LI, X.; HSIEH, J. J. P.; RAI, A. **Motivational differences across post-acceptance information system usage behaviors:** an investigation in the business intelligence systems

context. *Information Systems Research*, [s. l.], v. 24, n. 3, p. 659-682, 2013. DOI: 10.1287/isre.1120.0456.

LICHTENTHALER, U.; LICHTENTHALER, E.; FRISHAMMAR, J. **Technology commercialization intelligence: organizational antecedents and performance consequences**. *Technological Forecasting and Social Change*, [s. l.], v. 76, n. 3, p. 301-315, 2009.

LIU, P.; BELL, R. **Exploration of the initiation and process of business model innovation of successful Chinese ICT enterprises**. *Journal of Entrepreneurship in Emerging Economies*, [s. l.], v. 11, n. 4, p. 515-536, 2019. DOI: 10.1108/JEEE-09-2018-0094.

LÖCKLIN, A. *et al.* **Data administration shell for data-science-driven development**. *Procedia CIRP*, [s. l.], v. 100, p. 115-120, 2021.

LÖNNQVIST, A.; PIRTTIMÄKI, V. **The measurement of business intelligence**. *Information Systems Management*, [s. l.], v. 23, n. 1, p. 32-40, 2006.

MADNICK, S. E. *et al.* **Overview and framework for data and information quality research**. *ACM Journal of Data and Information Quality*, [s. l.], v. 1, n. 2, p. 2-22, 2009.

MAGUIRE, S.; OJIAKO, G. U.; ROBSON, I. **The intelligence alchemy-a perspective for the 21st century organization**. *Strategic Change*, [s. l.], v. 18, n. 3-4, p. 125-139, 2009.

MARCINKOWSKI, B.; GAWIN, B. **Data-driven business model development: insights from the facility management industry**. *Journal of Facilities Management*, [s. l.], v. 19, n. 2, p. 129-149, 2021.

MARJANOVIC, O. **The next stage of operational business intelligence: Creating new challenges for business process management**. In: ANNUAL HAWAII INTERNATIONAL CONFERENCE ON SYSTEM SCIENCES, 40., 2007, Waikoloa, Big Island. *Proceedings[...]*. Washington: IEEE Computer Society, 2007.

MAROUFKHANI, P. *et al.* **Big Data analytics and firm performance: a systematic review**. *Information*, [s. l.], v. 10, n. 7, p. 226, 2019.

MAROUFKHANI, P.; WAN ISMAIL, W. K.; GHOBAKHLOO, M. **Big Data analytics adoption model for small and medium enterprises**. *Journal of Science and Technology Policy Management*, [s. l.], v. 11, n. 2, p. 171-201, 2020.

MARR, B. **Big Data: using smart Big Data, analytics and metrics to make better decisions and improve performance**. Hoboken, NJ: Wiley, 2015.

MATHEW, B. **How Big Data is reducing costs and improving performance in the upstream industry**. Disponível em <<https://www.worldoil.com/news/2016/12/13/how-big-data-is-reducing-costs-and-improving-performance-in-the-upstream-industry>>. Acesso em: 05 dez. 2019.

MATTERA, M. **SMEs transformation through usage and understanding fo big data case study: Spanish restaurant industry**. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON BIG DATA

ANALYSIS – ICBDA, 3., 2018, Langkawi Island, Malaysia. *Proceedings[...]* [S. l.]: IEEE, 2018. p. 186-189.

MAZZAROL, T. *et al.* **Developing a conceptual framework for the co-operative and mutual enterprise business model.** Journal of Management and Organization, [s. l.], v. 24, n. 4, p. 551-581, 2018. DOI: 10.1017/jmo.2018.29.

MCAFFEE, A.; BRYNJOLFSSON, E. **Machine, platform, crowd:** harnessing our digital future. New York: Norton, 2018.

MCCROHAN, K. **Competitive intelligence:** preparing for the intelligence war. Long Range Planning, [s. l.], v. 31, n. 4, p. 586-593, 1998.

MIKALEF, P. *et al.* **Big data analytics and firm performance:** findings from a mixed-method approach. Journal of Business Research, [s. l.], v. 98, p. 261-276, 2019.

MIKALEF, P. *et al.* **Big data and business analytics:** A research agenda for realizing business value. Information & Management, [s. l.], v. 57, n. 1, 2020.
DOI:10.1016/j.im.2019.103237

MITTAL, S. *et al.* **A smart manufacturing adoption framework for SMEs.** International Journal of Production Research, [s. l.], v. 58, n. 5, p. 1555–1573, 2020.

MINTZBERG, H. **The fall and rise of strategic planning.** Harvard Business Review, [s. l.], p. 106-115, 1994.

NARWANE, V. S. *et al.* **Mediating role of cloud of things in improving performance of small and medium enterprises in the Indian context.** Annals of Operations Research, [s. l.], v. 329, 2020.

NAUMANN F. **Quality-driven query answering for integrated information systems.** [S. l.]: Springer, 2003. v. 2261.

NEGASH, S.; GRAY, P. **Business intelligence,** In.: BURSTEIN, F.; HOLSAPPLE, C. W. Handbook on decision support systems. Berlin, Heidelberg: Springer, 2008. v. 2. p. 175-193.

NEWELL, A.; SIMON, H. A. **Human problem solving.** Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1972. v. 104.

NIEHAVES, B. *et al.* **Desenvolvimento de capacidade de BPM:** uma questão de contingências. Business Process Management Journal, [s. l.], v. 20, n. 1, p. 90-106, 2014.

NIEHM, L. S. *et al.* **Technology adoption in small family- owned businesses:** accessibility, perceived advantage, and information technology literacy. Journal of Family and Economic Issues, [s. l.], v. 31 No. 4, pp. 498-515, 2010.

NIELSEN, J.; LORANGER, H. **Usabilidade na web.** Rio de Janeiro: Elsevier Editora, 2007.

NIELSEN, O. B. **A comprehensive review of data governance literature.** Selected Papers of the IRIS, Scandinavia, v. 8, p. 120–133, 2017.

NOKKALA, T.; SALMELA, H.; TOIVONEN, J. **Data governance in digital platforms**. In: AMERICAS CONFERENCE ON INFORMATION SYSTEMS, 25., 2019, Cancun, México. *Proceedings[...]*. [S. l.]: Association for Information Systems, 2019.

NOONPAKDEE, W.; PHOTHICHAI, A.; KHUNKORNSIRI, T. **Big Data implementation for small and medium enterprises**. In: WIRELESS AND OPTICAL COMMUNICATION CONFERENCE. 27., 2018, Hualien, Taiwan. *Proceedings[...]*. New York: IEEE, 2018. p. 106-110.

OBLOJ, T.; OBLOJ, K.; PRATT, M. G. **Dominant logic and entrepreneurial firms' performance in a transition economy**. *Entrepreneurship Theory and Practice*, [s. l.], v. 3, n. 1, p. 151-170, 2010. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1540-6520.2009.00367.x>

OH, W.; PINSONNEAULT, A. **On the assessment of the strategic value of information technologies: conceptual and analytical approaches**. *MIS Quarterly*, [s. l.], v. 31, n. 2, p. 239-265, 2007.

OJIAKO, U. *et al.* **Intelligence management opportunities for SMEs**. *Journal of Small Business and Enterprise Development*, [s. l.], v. 22, n. 4, p. 698-715, 2015.

OLIVEIRA, P.; RODRIGUES, F.; HENRIQUES, P. **A Formal Definition of Data Quality Problems**. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION QUALITY, 10., 2005, Cambridge. *Proceedings[...]*. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology – MIT, 2005. p. 13-26. (ICIQ-05).

OUSSOUS, A. *et al.* **Big data technologies: a survey**. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, [s. l.], v. 30, n. 4, p. 431-448, 2018.

PARKER, G. G.; VAN ALSTYNE, M. W.; CHOUDARY, S. P. **Platform revolution: how networked markets are transforming and how to make them work for you**. New York: Norton, 2017.

PARRA, X. *et al.* **A maturity model for the information-driven SME**. *Journal of Industrial Engineering and Management*, [s. l.], v. 12, n. 1, p. 154-175, 2019.

PELTIER, J. W.; NAIDU, G. M. **Social networks across the SME organizational lifecycle**. *Journal of Small Business and Enterprise Development*, [s. l.], v. 1, n. 1, p. 56-73, 2012.

PENCE, H. E. **What is Big Data and why is it important?** *Journal Educ. Technol. Syst.*, [s. l.], v. 43, n. 2, p. 159–171, 2015.

PLODER, C.; KOHLEGGGER, M. **A model for data analysis in SMEs based on process importance**. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON KNOWLEDGE MANAGEMENT IN ORGANIZATIONS, 13., 2018, Žilina, Slovakia. *Proceedings[...]*. Switzerland: Springer, 2018. p. 26-35.

POLYZOTIS N. *et al.* **Data management challenges in production machine learning**. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON MANAGEMENT OF DATA – SIGMOD, 17., 2017, Chicago. *Proceedings[...]*. New York: ACM, 2017. p. 1723–1726.

- POPOVIĆ, A.; PUKLAVEC, B.; OLIVEIRA, T. **Justifying business intelligence systems adoption in SMEs Impact of systems use on firm performance**. *Industrial Management & Data Systems*, [s. l.], v. 119, n. 1, p. 210-228, 2019.
- POPOVIĆ, A.; TURK, T.; JAKLIČ, J. **Conceptual model of business value of business intelligence systems**. *Management*, [s. l.], v. 15 n. 1, p. 5-30, 2010.
- POWER, D.; GRUNER, R. L. **Variable use of standards-based IOS enabling technologies in Australian SMEs: an examination of deliberate and emergent decision making processes**. *European Journal of Information Systems*, [s. l.], v. 26, n. 2, p. 164-184, 2017. DOI:10.1057/s41303-017-0034-5.
- PRAHALAD, C. K.; BETTIS, R. **The dominant logic: a new linkage between diversity and performance**. *Strategic Management Journal*, [s. l.], v. 7, p. 485-501. 1986. DOI: <https://doi.org/10.1002/smj.4250070602>.
- PRAHALAD, C. K. **The blinders of dominant logic**. *Long Range Planning*, [s. l.], v. 37, n. 2, p. 171-179, 2004. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2004.01.010>.
- PREMKUMAR, G.; POTTER, M. **Adoption of computer aided software engineering (CASE) technology: an innovation adoption perspective**. *ACM Sigmis Database*, [s. l.], v. 26, n. 2/3, p. 105-124, 1995.
- PRETZ, J. E.; NAPLES, A. J.; STERNBERG, R. J. **Recognizing, defining, and representing problems**. *The psychology of problem solving*, [s. l.], v. 30, n. 3, p. 3-30, 2003.
- PRICE R.; SHANKS G. **Enacting Research Methods in Information Systems**. A semiotic information quality framework: development and comparative analysis. London: Palgrave Macmillan, 2016. p. 219-250.
- PRIYADARSHINEE, P. *et al.* **A cloud computing adoption in Indian SMEs: scale development and validation approach**. *The Journal of High Technology Management Research*, [s. l.], v. 28, n. 2, p. 221-245, 2017.
- PROBST, L. *et al.* **Analytics and decision making**. [S. l.]: European Commission 2013.
- PROVOST, F; FAWCETT, T. **Data science and its relationship to big data and data-driven decision making**. *Big Data*, v. 1, n. 1, p. 51-59, 2013.
- PURVIS, R. L.; SAMBAMURTHY, V.; ZMUD, R.W. **The assimilation of knowledge platforms in organizations: an empirical investigation**. *Organization Science*, [s. l.], v. 12, p. 117-135, 2001.
- RAGUSEO E. **Big data technologies: An empirical investigation on their adoption, benefits and risks for companies**, *Int. J. Inf. Manage.*, [s. l.], v. 38, n. 1, p. 187-195, 2018.
- RAM, J.; ZHANG C.; KORONIOS, A. **The implications of Big Data analytics on business intelligence: a qualitative study in China**. *Procedia Comput. Sci.*, [s. l.], v. 87, p. 221-226, 2016.

RANCATI, E; CODIGNOLA, F.; CAPATINA, A. **Inbound and outbound marketing techniques**: a comparison between Italian and Romanian pure players and click and mortar companies. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE “RISK IN CONTEMPORARY ECONOMY”. 16., Galati, Romania, 2015. *Proceedings[...]*. Galati: “Dunarea de Jos” University of Galati – Faculty of Economics and Business Administration, 2015.

RANSBOTHAN, S.; KIRON, D.; PRENTICE, P. K. **Analytics as a source of business innovation**. MIT Sloan Management Review, [s. l.], p. 1-19, 2017.

RANSBOTHAN, S.; KIRON, D.; PRENTICE, P. K. **Beyond the hype**: the hard work behind analytics success. MIT Sloan Management Review, [s. l.], p. 1-18, 2016.

RAYMOND, L. **Globalization, the knowledge economy, and competitiveness**: a business intelligence framework for the development of SMEs. Journal of American Academy of Business, [s. l.], v. 3, n. 1-2, p. 260-269, 2003.

RAYMOND, L.; LESCA, H. **Evaluation and guidance of environmental scanning in SMEs**: An expert systems approach, *In*: ACADEMY OF BUSINESS ADMINISTRATION NATIONAL CONFERENCE, Reno, Nevada, 1995. *Proceedings[...]*. [S. l.]: [s. n.], 1995. p. 539-546.

RENKEN, J.; HEEKS, R. **Champions of IS innovations**. Communications of the Association for Information Systems, [s. l.], v. 44, n. 1, p. 811-851, 2019.

RIALTI, R. *et al.* **Organizational resilience and big data analytics**: Could analytical, automatic, adaptive and agile information systems open the cage? *In*: LAEMOS CONFERENCE, 2018, Buenos Aires, Argentina. *Proceedings[...]*. [S. l.]: [s. n.], 2018.

ROBEY, D. *et al.* **Learning to implement enterprise systems**: an exploratory study of the dialectics of change. Journal of Management Information Systems, v. 19, n. 1, 2002, p. 17-46.

ROBINSON, S.; STUBBERUD, H. A. **Social networks and entrepreneurial growth**. International Journal of Management & Information Systems, [s. l.], v. 15, n. 4, p. 65-70, 2011.

ROGERS, E. M. **Diffusion of innovations**. New York, NY: The Free Press, 2003.

RUSSOM, P. **Big data analytics**. TDWI Best Practices Report, [s. l.], v. 19, 2011.

SABHERWAL, R.; BECERRA-FERNANDEZ, I. **Business intelligence, practices technologies and management**. New Jersey: Wiley, 2011.

SADEGHI A.; CLAYTON R. **The quality vs. timeliness tradeoffs in the BLS ES-202 administrative statistics**. [S. l.]: Federal Committee on Statistical Methodology, 2002.

SAGGI, M. K.; JAIN, S. **A survey towards an integration of big data analytics to big insights for value-creation**. Inf. Process. Manag., [s. l.], v. 54, n. 5, 2018.

SANDOW-QUIRK, S. **A failure of intelligence**. Prometheus, [s. l.], v. 20, n. 2, 2002. p. 131-142.

SANDS, E. G. **How to build great data products**. New Jersey: Harvard Business Review, 2018.

SANTA CATARINA. *In: Data MPE Brasil*. Disponível em <<https://datampe.sebrae.com.br/profile/geo/santa-catarina>>. Acesso em: 09 jun. 2021.

SARAIYA, P. *et al.* **An insight- based longitudinal study of visual analytics**. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, [s. l.], v. 12, p. 1511–1522, 2006.

SARDI, A. *et al.* **Evolutionary paths of performance measurement and management system: the longitudinal case study of a leading SME**. Measuring Business Excellence, [s. l.], v. 24, n. 4, p. 495-510, 2020.

SARGUT, D. K. **Study on the effects of digitisation in small and médium-sized german companies**. 2019. Disponível em <<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85063636838&partnerid=40&md5=44ffcc674fef04bb7bfba0e166732da21>>. Acesso em: 30 ago. 2022.

SCHAEFFER, D. M.; OLSON, P. C. **Big Data options for small and medium enterprises**. [S. l.]: IGI Global, 2014. p. 106-115.

SCHMARZO, B. **Understanding how data powers big business**. Indianapolis: John Wiley & Sons Inc., 2013.

SCHOEMAKER, P. J. H.; KRUPP, S. **The power of asking pivotal questions**. MIT Sloan Management Review, [s. l.], p. 1-9, 2015. Special Collection “Making Better Decisions”.

SCHOEMAKER, P. J. H.; TETLOCK, P. E. **Building a more intelligent enterprise**. MIT Sloan Management Review, [s. l.], p. 2-11, 2017.

SCHOOLER, J. W.; FALLSHORE, M.; FIORE, S. M. **Epi-logue: putting insight into perspective**, *In: STERNBERG, R. J.; DAVIDSON, J. E. (ed.). The nature of insight*. Cambridge: MIT Press. 1996.

SCOTT, S. G.; BRUCE, R. A. **Decision-making style: the development and assessment of a new measure**. Educational and psychological measurement, [s. l.], v. 55, n. 5, p. 818-831, 1995.

SEDDON, P. B.; CALVERT, C.; YANG, S. **A multiproject model of key factors affecting organizational benefits from enterprise systems**. MIS Quarterly, [s. l.], v. 32, p. 305–328, 2010.

SEDDON, P. B. *et al.* **How does business analytics contribute to business value?** Information Systems Journal, [s. l.], v. 27, n. 3, p. 237-269, 2017.

SHABBIR, M. Q.; GARDEZI, S. B. W. **Application of big data analytics and organizational performance: the mediating role of knowledge management practices**. Journal of Big Data, v. 7, n. 1, 2020.

SHANKARANARAYAN, G.; ZIAD, M.; WANG, R. Y. **Managing Data Quality in Dynamic Decision Environments: An Information Product Approach**. Journal of Database

Management, [s. l.], v. 14, n. 4, p. 14-32, 2003. Disponível em: <<https://doi.org/10.4018/jdm.2003100102>>. Acesso em: 19 set. 2022.

SHANKS, G.; BEKMAMEDOVA, N. **Integrating business analytics systems with the enterprise environment: an evolutionary process perspective.** In: INTERNATIONAL CONFERENCE, ON DECISION SUPPORT SYSTEMS, 16., Anávisos, Greece, 2012. *Proceedings[...]*. [S. l.]: [s. n.], 2012.

SHEARER C. **The CRISP-DM model: the new blueprint for data mining.** Journal of data warehousing, [s. l.], v. 5, p. 13–22, 2000.

SHIN, D. H. Demystifying big data: anatomy of big data developmental process. Telecommunications Policy, [s. l.], v. 40, n. 9, p. 837-854, 2016.

SIMON, H. A. **A behavioral model of rational choice.** The Quarterly Journal of Economics, [s. l.], v. 69, p. 99–118, 1995.

SINGRODIA V.; MITRA, A.; PAUL, S. **A review on web scrapping and its applications.** In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER COMMUNICATION AND INFORMATICS, 2019, Coimbatore, India. *Proceedings[...]*. [S. l.]: IEEE, 2019, p. 1-6.

SIVARAJAH, U.; IRANI, Z.; JONES, S. **Application of web 2.0 technologies in e-government: A United Kingdom case study.** In: HAWAII INTERNATIONAL CONFERENCE ON SYSTEM SCIENCES, 47., 2014, Waikoloa, HI. *Proceedings[...]*. [S. l.]: IEEE, 2014, p. 2221-2230.

SKYRIUS, R. *et al.* **Factors driving business intelligence culture.** Informing Science and Information Technology, [s. l.], v. 13, p. 171-186, 2016.

SONG, M.; WANG, T.; PARRY, M. **Do market information processes improve new venture performance.** Journal of Business Venturing, [s. l.], v. 25, n. 6, p. 556-568, 2010.

SOROKA, A. *et al.* **Big Data driven customer insights for SMEs in redistributed manufacturing.** Procedia CIRP, [s. l.], v. 64, p. 692-697, 2017.

STADNICKA, D. *et al.* **Symbiotic cyber-physical Kanban 4.0: an approach for SMEs.** In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON EMERGING TECHNOLOGIES AND FACTORY AUTOMATION, 25., 2020, Vienna, Austria. *Proceedings[...]*. [S. l.]: IEEE, 2020.

STAIR, R. M.; REYNOLDS, G. W. **Fundamentals of information systems.** 3 ed. Boston: Thomson, 2006.

STERNBERG, R. J.; DAVIDSON, J. E. **The nature of insight.** Cambridge: The MIT Press, 1996.

SUGASAWA, Y. **The current state of competitive intelligence activities and competitive awareness in Japanese business.** Journal of Competitive Intelligence and Management, [s. l.], v. 2, n. 4, p. 7-31, 2004.

SULISTYO, H.; AYUNI, S. **Competitive advantages of SMEs: The roles of innovation capability, entrepreneurial orientation, and social capital.** *Contaduria y Administracion*, [s. l.] v. 65, n. 1, 2020.

SURBAKTI, F. P. S. *et al.* **Factors influencing effective use of big data: a research framework.** *Inf. Manag.*, v. 57, n. 1, 2020.

SVENSSON, R.; FELDT, R.; TORKAR, R. **The unfulfilled potential of data-driven Decision making in agile software development.** *In: KRUCHTEN, P.; FRASER, S.; COALLIER, F. (ed.). Agile processes in software engineering and extreme programming.* Switzerland: Springer Open, 2019.

TABAS, J.; BERANOVÁ, M.; VAVŘINA, J. **Barriers to development of the innovation potential in the small and medium-sized enterprises.** *Acta Universitatis Agriculturae et Silviculturae Mendelianae Brunensis*, [s. l.], v. 59, n. 7, p. 447-458, 2011.

TABESH, P.; MOUSAVIDIN, E.; HASANI, S. **Implementing big data strategies: a managerial perspective.** *Business Horizons*, [s. l.], v. 62, n. 3, p. 347-358, 2019.

TARRAF, P.; MOLZ, R. **Competitive intelligence at small enterprises.** *SAM Advanced Management Journal*, [s. l.], v. 71, n. 4, p. 24-34, 2006.

TAYLOR, A.; TAYLOR, M. **Factors influencing effective implementation of performance measurement systems in small and medium-sized enterprises and large firms: a perspective from contingency theory.** *International Journal of Production Research*, [s. l.], v. 52, n. 3, p. 847-866, 2014.

TEECE, D. J.; PISANO, G.; SHUEN, A. **Dynamic capabilities and strategic management.** *Strategic Management Journal*, [s. l.], v. 18, n. 7, p. 509-533, 1997.

TEECE, D. J. **Strategies for managing knowledge assets: the role of firm structure and industrial context.** *Long Range Plan*, [s. l.], v. 33, p. 35-54, 2000.

THENNAKOON, D. *et al.* **What do we know about business process management training? Current status of related research and a way forward**, *Business Process Management Journal*, [s. l.], v. 24, n. 2, p. 478-500, 2018.

THIRD PLATFORM TECHNOLOGY. *In: IDC.* Disponível em: <<https://www.idc.com/promo/thirdplatform/>>. Acesso em: 01 set. 2022.

TIEN, E.L. *et al.* **Big Data Analytics Adoption Model for Malaysian SMEs.** *In: SAEED, F.; MOHAMMED, F.; GAZEM, N. (ed.). Emerging trends in intelligent computing and informatics. In: INTERNATIONAL CONFERENCE OF RELIABLE INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGY*, 25., 2019, Johor, Malaysia. *Proceedings[...]*. Advances in Intelligent Systems and Computing, [s. l.]: Springer, Cham, 2020. p. 45-53. v. 1073.

TOPALOVIĆ, A.; AZZINI, A. **Data mining applications in SMEs: as Italian perspective.** *Business Systems Research*, [s. l.], v. 11, n. 3, p. 127-146, 2020.

TRIVIÑOS, A. N. S. **Introdução à pesquisa em ciências sociais: a pesquisa qualitativa em educação.** São Paulo: Atlas, 1987.

TRKMAN, P. *et al.* **The impact of business analytics on supply chain performance.** *Decision Support Systems*, [s. l.], v. 49, n. 3, p. 318-327, 2010. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.03.007>.

VAGHELY, I.; JULIEN, P. **Are opportunities recognized or constructed: an information perspective on entrepreneurial opportunity identification.** *Journal of Business Venturing*, [s. l.], v. 25, n. 1, p. 73-86, 2010.

VAHTERA, A. M. **Organizational factors affecting IT innovation adoption in the finnish early childhood education.** In: EUROPEAN CONFERENCE ON INFORMATION SYSTEMS, 16., 2008, Galway, Ireland. *Proceedings[...]*. [S. l.]: AIS Electronic Library, 2008. p. 1106-1116.

VEUGELERS, M.; BURY, J.; VIAENE, S. **Linking technology intelligence to open innovation.** *Technological Forecasting and Social Change*, [s. l.], v. 77, n. 2, p. 335-343, 2010.

WALLER, M. A.; FAWCETT, S. E. **Data science, predictive analytics, and big data: a revolution that will transform supply chain design and management.** *Journal of Business Logistics*, [s. l.], v. 34, n. 2, p. 77-84, 2013. DOI: 10.1111/jbl.12010.

WAMBA, S. F. *et al.* **Big data analytics and firm performance: effects of dynamic capabilities.** *Journal of Business Research*, [s. l.], v. 70, p. 356-365, 2017.

WAMBA, S. F. *et al.* **How Big Data can make Big Impact: findings from a systematic review and a longitudinal case study.** *International Journal of Production Economics*, [s. l.], v. 165, p. 234-246, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.12.031>.

WAND Y.; WANG R. Y. **Anchoring data quality dimensions in ontological foundations.** *Communications of the ACM*, [s. l.], v. 39, p. 86-95, 1996.

WANG R. Y.; STRONG D. M. **Beyond accuracy: what data quality means to data consumers.** *Journal of management information systems*, [s. l.], v. 12, n. 4, p. 05-33, 1996.

WANG, S.; WANG, H. **Big data for small and medium-sized enterprises (SME): a knowledge management model.** *Journal of Knowledge Management*, [s. l.], v. 24, n. 4, p. 881-897, 2020.

WANG, Y.; KUNG, L.; BYRD, T. A. **Big data analytics: understanding its capabilities and potential benefits for healthcare organizations.** *Technological Forecasting and Social Change*, [s. l.], v. 126, p. 03-13, 2018.

WARE, J. *et al.* **Raising the Bar: From Operational Excellence to Strategic Impact in FM.** London: RICS, 2017.

WEE, M.; SCHEEPERS, H.; TIAN, X. **Understanding the Processes of how Small and Medium Enterprises derive Value from Business Intelligence and Analytics.** *Australasian Journal of Information Systems*, [s. l.], v. 26, 2022.

WHEELER, A. **Design de identidade da marca: guia essencial para toda a equipe de gestão de marcas.** Porto Alegre: Bookman, 2012.

WIELKI J. **Implementation of the Big Data concept in organizations: possibilities, impediments and challenges.** *In: FEDERATED CONFERENCE ON COMPUTER SCIENCE AND INFORMATION SYSTEMS*, 2013, Opole, Poland. *Proceedings[...]*. [S. l.]: [s. n.], 2013.

WILLETTS, M.; ATKINS, A. S.; STANIER, C. **Barriers to SMEs Adoption of Big Data Analytics for Competitive Advantage.** *In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT COMPUTING IN DATA SCIENCES*, 4., 2020, Fez, Morocco. *Proceedings[...]*. [S. l.]: IEEE, 2020.

WILLIAMS, S.; WILLIAMS, N. **The profit impact of business intelligence.** Burlington: Morgan Kaufmann, 2010.

WINGWON, B. **Effects of entrepreneurship, organizational capacity, strategic decision making and innovation for the competitive advantage of ESM companies.** *Management and Sustainability Journal*, [s. l.], p. 137-150, 2012.

WIXOM, B. H.; WATSON, H. J. **An empirical investigation of the factors affecting data warehousing success.** *MIS Quarterly*, [s. l.], v. 25, p. 17–41, 2001.

WOOD, P. **How to tackle big data from a security point of view.** 2013. Disponível em: <<https://www.computerweekly.com/feature/how-to-tackle-big-data-from-a-security-point-of-view.html>>. Acesso em: 05 ago. 2021.

YIN, Roberto K. **Estudo de caso: planejamento e métodos.** 2 ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

YOON, T. E.; GEORGE, J. F. **Why aren't organizations adopting virtual worlds?.** *Computers in Human Behavior*, [s. l.], v. 29, n. 3, p. 772-790, 2013.

YOURDON, E. **Análise estruturada moderna.** Rio de Janeiro: Campous, 1990.

ZACH, O.; MUNKVOLD, B. E.; OLSEN, D. H. **ERP system implementation in SMEs: exploring the influences of the SME context.** *Enterprise Information Systems*, [s. l.], v. 8, n. 2, p. 309-335, 2014. DOI:10.1080/17517575.2012.702358.

ZHANG, J.; LI, H.; ZIEGELMAYER, J. L. **Resource or capability? A dissection of SME's IT infrastructure flexibility and its relationship with IT responsiveness.** *The Journal of Computer Information Systems*, [s. l.], v. 50, n. 1, p. 46-53, 2009.

ZHANG, Z. **Competitive intelligence development in China.** *Competitive Intelligence Magazine*, [s. l.], v. 11, n. 6, p. 06-11, 2008.

ZOTT, C., AMIT, R.; MASSA, L. **The business model: recent developments and future research.** *Journal of Management*, v. 37, n. 4, p. 1019-1042, 2011. DOI: 10.1177/0149206311406265.

APÊNDICE A - PORTFÓLIO BIBLIOGRÁFICO

1	ADEOSUN, O. T.; SHITTU, A. I. Learning and innovation in youth-owned small businesses . Rajagiri Management Journal, [s. l.], v. 15, n. 1, p. 69-87, 2021.
2	AIOLFI, S.; BELLINI, S.; PELLEGRINI, D. Data-driven digital advertising: benefits and risks of online behavioral advertising . International Journal of Retail & Distribution Management, [s. l.], v. 49, n. 7, p. 1089-1110, 2021.
3	AJIBADE, P.; ONDARI-OKEMWA, E. M.; MATLHAKO, M. M. Information technology integration for accelerated knowledge sharing practices: Challenges and prospects for small and medium enterprise . Problems and Perspectives in Management, [s. l.], v. 17, n. 4, p. 131-140, 2019.
4	AL BADI, K. S. The Impact of Marketing Mix on the Competitive Advantage of the SME Sector in the Al Buraimi Governorate in Oman . SAGE Open, [s. l.], v. 8, n. 3, 2018.
5	ALAVI, M. T.; KARAMI, A. Managers of small and medium enterprises: Mission statement and enhanced organizational performance . Journal of Management Development, [s. l.], v. 28, n. 6, p. 555-562, 2009.
6	ALHASSAN, M.; VAN BELLE, J. P. Information Searching and Satisficing Process for IT Decision Making Process of SMEs . African Journal of Information Systems, [s. l.], v. 11, n. 2, p. 99-116, 2019.
7	ALZHRANI, J. The impact of e-commerce adoption on business strategy in Saudi Arabian small and medium enterprises (SMEs) . Review of Economics and Political Science, [s. l.], v. 4, n. 1, p. 73-88, 2019.74
8	ASAD, M. <i>et al.</i> Data analytics and SME Performance: a bibliometric analysis . In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON DATA ANALYTICS FOR BUSINESS AND INDUSTRY: WAY TOWARDS A SUSTAINABLE ECONOMY, 2020, Sakheer, Bahrain. <i>Proceedings[...]</i> . [S. l.]: IEEE. 2020.
9	AZAM, M. S. Diffusion of ICT and SME performance . Emerald Group Publishing, [s. l.], v. 23A, p. 7-290, 2015.
10	BAKIR, D.; ENGELS, F.; BAKIR, J. Innovators 5 forces approach to increase the strategic accuracy of technological SME-Innovations . International Journal for Quality Research, [s. l.], v. 13, n. 4, p. 875-886, 2019.
11	BAMFO, B. A.; KRAA, J. J. Market orientation and performance of small and medium enterprises in Ghana: The mediating role of innovation . Cogent Business and Management, [s. l.], v. 6, n. 1, 2019.
12	BARRENECHEA, O. <i>et al.</i> Data governance reference model to streamline the supply chain process in SMEs . In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRONICS, ELECTRICAL ENGINEERING AND COMPUTING, 26., 2019, Lima, Peru. <i>Proceedings[...]</i> . [S. l.]: IEEE, 2019.

13	BECCIANI, U.; PETTA, C. New frontiers in computing and data analysis—the European perspectives. Radiation Effects and Defects in Solids, [s. l.], v. 174, n. 11-12, p. 1020-1030, 2019.
14	BOUWMAN, H. <i>et al.</i> The impact of digitalization on business models. Digital Policy, Regulation and Governance, [s. l.], v. 20, n. 2, p. 105-124, 2018.
15	CACCIOLATTI, L. A.; FEARNE, A. Marketing intelligence in SMEs: implications for the industry and policy makers. Marketing Intelligence & Planning, [s. l.], v. 31, n. 1, p. 4-26, 2013.
16	CAPURRO, R. <i>et al.</i> Big data analytics in innovation processes: which forms of dynamic capabilities should be developed and how to embrace digitization? European Journal of Innovation Management, [s. l.], v. 25, 2021.
17	CARDONI, A. <i>et al.</i> Knowledge management and performance measurement systems for SMEs' economic sustainability. Sustainability, [s. l.], v. 12, n. 7, 2020.
18	CLEGG, B. Perceptions of growth-impeding constraints acting upon SMEs' operations and the identification and use of transitional paths to elevate them. International Journal of Operations & Production Management, [s. l.], v. 38, n. 3, p. 756-783, 2018.
19	COLEMAN, S. <i>et al.</i> How can SMEs benefit from Big Data? Challenges and a path forward. Quality and Reliability Engineering International, [s. l.], v. 32, n. 6, p. 2151-2164, 2016.
20	CONG, L. C.; THU, D. A.; THAO, V. T. The competitiveness of small and medium enterprises in the tourism sector: the role of leadership competencies. Journal of Economics and Development, [s. l.], v. 23, n. 3, p. 299-316, 2021.
21	CUÉLLAR-MOLINA, D.; GARCÍA-CABRERA, A. M.; DÉNIZ-DÉNIZ, M. D. L. C. Emotional intelligence of the HR decision-maker and high-performance HR practices in SMEs. European Journal of Management and Business Economics, [s. l.], v. 28, n. 1, p. 52-89, 2019.
22	DAENGES, A. <i>et al.</i> The effect of business sphere on competitive advantage and business performance of SMEs. Management Science Letters, [s. l.], v. 9, n. 8, p. 1153-1160, 2019.
23	DE LORENZI CANCELLIER, E. L. P.; ALBERTON, A.; BARBOSA, A. Differences in the information activity monitoring from external environment in small and medium businesses: The influence of size and age. Perspectivas em Ciência da Informação, [s. l.], v. 16, n. 2, p. 168-186, 2011.
24	DE REUVER, M. <i>et al.</i> Designing an ICT tooling platform to support SME business model innovation: Results of a first design cycle. BLED ECONFERENCE, 29., 2016, Bled, Slovenia. <i>Proceedings[...]</i> . [S. l.]: Association for Information Systems Electronic Library, p. 556-570, 2016.

25	DI MARTINO, B. <i>et al.</i> A compiler for agnostic programming and deployment of big data analytics on multiple platforms. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, [s. l.], v. 30, n. 9, p. 1920-1931, 2020.
26	DITTERT, M. <i>et al.</i> A data analytics framework for business in small and medium-sized organizations. In: CZARNOWSKI, I.; HOWLETT, R.; JAIN, L. (ed.). Smart Innovation, Systems and Technologies. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT DECISION TECHNOLOGIES, 9., 2017, Algarve, Portugal. <i>Proceedings[...]</i> . [S. l.]: Springer, 2018. p. 169-181. v. 73.
27	DONG, J. Q.; YANG, C. H. Business value of big data analytics: A systems-theoretic approach and empirical test. Information & Management, [s. l.], v. 57, n. 1, p. 103-124, 2020.
28	EKLUND, C. M. Why do some SME's become high-growth firms? The role of employee competences. Journal of Intellectual Capital, [s. l.], v. 21, n. 5, p. 691-707, 2020.
29	FALCÃO, R. A.; OLIVEIRA e SÁ, J. Generation of business in SMEs through digital transformation with local productive arrangement of information technologies. In: CONFERENCIA DA ASSOCIAÇÃO PORTUGUESA DE SISTEMAS DE INFORMAÇÃO, 19., 2019, Lisboa; Portugal. <i>Proceedings[...]</i> . [S. l.]: Associação Portuguesa de Sistemas de Informação, 2019.
30	FERRARIS, A. <i>et al.</i> Big Data analytics capabilities and knowledge management: impact on firm performance. Management Decision, [s. l.], v. 57, p. 1923-1936, 2019.
31	FERREIRA DE ARAÚJO LIMA, P.; MARCELINO-SADABA, S.; VERBANO, C. Successful implementation of project risk management in small and medium enterprises: a cross-case analysis. International Journal of Managing Projects in Business, [s. l.], v. 14, n. 4, p. 1023-1045, 2021.
32	GABBIANELLI, L.; PENCARELLI, T. Exploring some marketing practices in management consulting firms: evidence from small service firms in Italy. The TQM Journal, [s. l.], 2021.
33	GONZÁLEZ-VARONA, J. M. <i>et al.</i> Building and development of an organizational competence for digital transformation in SMEs. Journal of Industrial Engineering and Management, [s. l.], v. 14, n. 1, p. 15-24, 2021.
34	GOŠNIK, D.; STUBELJ, I. Business process management and risk-adjusted performance in SMEs. Kybernetes, [s. l.], v. 51, 2021.
35	GÜNTHER, L. C. <i>et al.</i> Data quality assessment for improved decision-making: a methodology for small and medium-sized enterprises. Procedia Manufacturing, [s. l.], v. 29, p. 583-591, 2019.
36	GUO, X.; YUAN, K. Promotion of marketing efficiency of SMEs based on Big Data. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON BIOINFORMATICS AND INTELLIGENT COMPUTING, 2021, Harbin, China. <i>Proceedings[...]</i> . New York: Association for Computing Machinery, 2021. p. 244-249.

37	HAMDANI, N. A.; SOLIHAT, A.; MAULANI, G. A. F. The influence of information technology and co-creation on handicraft SME business performance. International Journal of Recent Technology and Engineering, [s. l.], v. 8, n. 1, p. 151-154, 2019.
38	HÅNELL, S. M. <i>et al.</i> “It’s a new game out there”: e-commerce in internationalizing retail SMEs. International Marketing Review, [s. l.], v. 37, n. 3, p. 515-531, 2020.
39	HÄRTING, R. C.; SPRENGEL, A. Cost-benefit considerations for Data Analytics - An SME-Oriented framework enhanced by a management perspective and the process of idea generation. Procedia Computer Science, [s. l.], v. 159, p. 1537-1546, 2019.
40	HASAPIS, P. <i>et al.</i> Business value creation from Linked Data analytics: The LinDA approach. In: ECHALLENGES E-2014 CONFERENCE, 2014, Belfast, UK. <i>Proceedings[...]</i> . [S. l.]: IEEE. 2015.
41	HEIKKILÄ, M.; BOUWMAN, H.; HEIKKILÄ, J. From strategic goals to business model innovation paths: an exploratory study. Journal of Small Business and Enterprise Development, [s. l.], v. 25, n. 1, p. 107-128, 2018.
42	HENDAR, H. <i>et al.</i> Market intelligence on business performance: The mediating role of specialized marketing capabilities. Journal of Intelligence Studies in Business, [s. l.], v. 10, n. 1, p. 42-58, 2020.
43	IDRIS, F.; SUSITA, D.; BUCHDADI, A. D. Enhancing the small medium enterprises competitive advantage through SMEs strategic alliances. Management Science Letters, [s. l.], v. 10, n. 9, p. 2113-2118, 2020.
44	IFINEDO, P. Examining the impacts of relevant contextual influences on the extent of use of e-business technologies: perspectives from atlantic Canada's SMEs. In: INTERNATIONAL CONFERENCE: SCIENCE AND TECHNOLOGY FOR HUMANITY, 2009, Toronto, Canada. <i>Proceedings[...]</i> . New York: IEEE, 2009. p. 403-408.
45	ISMAIL, M. D.; DOMIL, A. K. A.; ISA, A. M. Managerial competence, relationship quality and competitive advantage among SME exporters. Procedia - Social and Behavioral Sciences, [s. l.], v. 115, p. 138-146, 2014.
46	JARKE, M. Data spaces: Combining goal-driven and data-driven approaches in community decision and negotiation support. In: SCHOOP, M.; KILGOUR, D. (ed.). Group Decision and Negotiation. A Socio-Technical Perspective. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON GROUP DECISION AND NEGOTIATION, 17., 2017, Stuttgart, Germany. <i>Proceedings[...]</i> . [S. l.]: Springer, 2017.
47	KAMARUDDIN, N.; SAFIYAH, R. D.; WAHAB, A. Small and medium enterprise business solutions using data visualization. Bulletin of Electrical Engineering and Informatics, [s. l.], v. 9, n. 6, p. 2562-2568, 2020.

48	KAPOURANI, B. <i>et al.</i> Linked data analytics for business intelligence SMEs: A pilot case in the pharmaceutical sector. <i>In:</i> INTERNATIONAL CONFERENCE ON SEMANTIC SYSTEMS, 11., 2015, Vienna, Austria. <i>Proceedings[...]</i> . [S. l.]: CEUR-WS, 2015, p. 47-50.
49	KEOPLANG, P. <i>et al.</i> Convergence of mobile learning technology and knowledge management system innovation for SME clustering. <i>In:</i> INTERNATIONAL CONFERENCE ON E-LEARNING, 6., 2011, Kelowna, Canada. <i>Proceedings[...]</i> . [S. l.]: Academic Conferences Limited, 2011. p. 468-476.
50	KIM, H. K.; SO, W. H.; JE, S. M. A big data framework for network security of small and medium enterprises for future computing. <i>Journal of Supercomputing</i> , [s. l.], v. 75, n. 6, p. 3334-3367, 2019.
51	KIM, M. <i>et al.</i> Impacts of innovation type SME's R&D capability on patent and new product development. <i>Asia Pacific Journal of Innovation and Entrepreneurship</i> , [s. l.], v. 12, n. 1, p. 45-61, 2018.
52	KINOSHITA, Y. Service entities in open-closed innovation - the growth of service economy for smaller firms driven by Information Technology (IT) and knowledge-intensive services (KIS). <i>In:</i> CARCILLO, J. M. <i>Developing Economies: Innovation, Investment and Sustainability.</i> United Kingdom: Nova Science Publishers, 2011. p. 1-96.
53	KUGLER, P. Approaching a data-dominant logic. <i>Technology Innovation Management Review</i> , [s. l.], v. 10, n. 10, p. 16-28, 2020.
54	LIU, Y. <i>et al.</i> Cloud-based big data analytics for customer insight-driven design innovation in SMEs. <i>International Journal of Information Management</i> , [s. l.], v. 51, 2020.
55	LÖCKLIN, A. <i>et al.</i> Data administration shell for data-science-driven development. <i>Procedia CIRP</i> , [s. l.], v. 100, p. 115-120, 2021.
56	LU, J.; CAIRNS, L.; SMITH, L. Data science in the business environment: customer analytics case studies in SMEs. <i>Journal of Modelling in Management</i> , [s. l.], v. 16, n. 2, p. 689-713, 2020.
57	MAGISTRETTI, S.; DELL'ERA, C.; DOPPIO, N. Design sprint for SMEs: an organizational taxonomy based on configuration theory. <i>Management Decision</i> , [s. l.], v. 58, n. 9, p. 1803-1817, 2020.
58	MAKROPOULOS, A.; WEIR, C.; ZHANG, X. Stages and determinants of European Union small and medium sized firms' failure process. <i>International Journal of Computational Economics and Econometrics</i> , [s. l.], v. 10, n. 3, p. 242-263, 2020.
59	MAŁECKA, J. Knowledge management in SMEs: In search of a paradigm. <i>In:</i> EUROPEAN CONFERENCE ON KNOWLEDGE MANAGEMENT, 19., 2018, Padova, Italy. <i>Proceedings[...]</i> . United Kingdom: Academic Conferences Limited, 2018. p. 485-493.

60	MARCINKOWSKI, B.; GAWIN, B. Data-driven business model development – insights from the facility management industry. Journal of Facilities Management, [s. l.], v. 19, n. 2, p. 129-149, 2021.
61	MARMARAS, N.; LIOUKAS, S.; LAIOS, L. Identifying competences for the design of systems supporting complex decision-making tasks: A managerial planning application. Ergonomics, [s. l.], v. 35, n. 10, p. 1221-1241, 1992.
62	MAROUFKHANI, P.; ISMAIL, W. K. W.; GHOBAKHLOO, M. Big data analytics adoption model for small and medium enterprises. Journal of Science and Technology Policy Management, [s. l.], v. 11, n. 2, p. 171-201, 2020.
63	MATEEV, M.; ANASTASOV, Y. New determinants of growth in small and medium sized enterprises in central and eastern Europe: A panel data analysis. International Journal of Economic Research, [s. l.], v. 9, n. 1, p. 113-136, 2012.
64	MATEEV, M.; POUTZIOURIS, P.; IVANOV, K. On the determinants of SME capital structure in Central and Eastern Europe: A dynamic panel analysis. International Business and Finance, [s. l.], v. 27, n. 1, p. 28-51, 2013.
65	MD HUSIN, M.; HARON, R. Micro, small and medium enterprises' competitiveness and micro-takāful adoption. ISRA International Journal of Islamic Finance, [s. l.], v. 12, n. 3, p. 367-380, 2020.
66	MESSAADIA, M. <i>et al.</i> PLM adoption model for SMEs. In: RIOS, J. <i>et al.</i> (ed.). Product lifecycle management and the industry of the future In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRODUCT LIFECYCLE MANAGEMENT, 14., 2017, Turin, Italy. <i>Proceedings[...]</i> . New York: Springer, 2017. p. 13-22. v. 517.
67	MICHELI, G. J. L.; CAGNO, E. Dealing with SMEs as a whole in OHS issues: Warnings from empirical evidence. Safety Science, [s. l.], v. 48, n. 6, p. 729-733, 2010.
68	MOHD SELAMAT, S. A. <i>et al.</i> Big data analytics - A review of data-mining models for small and medium enterprises in the transportation sector. Wiley Interdisciplinary Reviews. WIREs Data Mining and Knowledge Discovery, [s. l.], v. 8, n. 3, 2018.
69	MOLNÁR, Z.; STŘELKA, J. Competitive intelligence for small and middle enterprises. Ekonomie a Management, [s. l.], v. 15, n. 3, p. 156-170, 2012.
70	MONTALVO-GARCIA, J.; QUINTERO, J. B.; MANRIQUE-LOSADA, B. CRISP-DM/SMEs: A data analytics methodology for non-profit SMEs. In: YANG, X. S. <i>et al.</i> Advances in Intelligent Systems and Computing. In: INTERNATIONAL CONGRESS ON INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGY, 4., 2019, London. <i>Proceedings[...]</i> . Singapore: Springer, 2020. P. 449-457. v. 1041.
71	MÜLLER, J. M. Business model innovation in small- and medium-sized enterprises. Journal of Manufacturing Technology Management, [s. l.], v. 30, n. 8, p. 1127-1142, 2019.

72	NADA, N.; ALI, Z. Integrated interoperability capability model for adaptive and sustainable SMEs. <i>In: MERTINS, K. et al. (ed.). Enterprise Interoperability VI. In: I-ESA CONFERENCES, 7., Albi, France. Proceedings[...].</i> Cham: Springer, 2014. p. 501-511.
73	NADA, N.; ALI, Z. Service value creation capability model to assess the service innovation capability in SMEs. <i>Procedia CIRP</i> , v. 30, p. 390-395, 2015.
74	NDUBISI, N. O.; AGARWAL, J. Quality performance of SMEs in a developing economy: Direct and indirect effects of service innovation and entrepreneurial orientation. <i>Journal of Business and Industrial Marketing</i> , [s. l.], v. 29, n. 6, p. 454-468, 2014.
75	NIKOLIĆ, N. <i>et al.</i> Investigation of the Factors Influencing SME Failure as a Function of Its Prevention and Fast Recovery after Failure. <i>Entrepreneurship Research Journal</i> , [s. l.], v. 9, n. 3, 2019.
76	NOONPAKDEE, W.; PHOTHICHA, A.; KHUNKORNSIRI, T. Big Data implementation for small and medium enterprises. <i>In: WIRELESS AND OPTICAL COMMUNICATION CONFERENCE. 27., 2018, Hualien, Taiwan. Proceedings[...].</i> New York: IEEE, 2018. p. 106-110.
77	NURLINA, M. J. J.; NASIR, D. N. The knowledge management and competitive advantages of small and medium-sized enterprises. <i>Opcion</i> , [s. l.], v. 35, n. 22, p. 1433-1450, 2019.
78	NURYAKIN. Mediating effect of relational capabilities in the relationship between entrepreneurial orientation and SMEs performance. <i>Journal of Entrepreneurship Management and Innovation</i> , [s. l.], v. 17, n. 1, p. 129-146, 2021.
79	OJIAKO, U. <i>et al.</i> Intelligence management opportunities for SMEs. <i>Journal of Small Business and Enterprise Development</i> , [s. l.], v. 22, n. 4, p. 698-715, 2015.
80	OLIVEIRA, A.; BERNARDINO, J. Evaluating self-service BI and analytics tools for SMEs. <i>In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON E-BUSINESS AND TELECOMMUNICATIONS, 17., 2020, Paris, France. Proceedings[...]. [S. l.]: SciTePress, 2020. p. 89-97 v. 2.</i>
81	O'REGAN, N.; SIMS, M. Demystifying data analysis: An alternative approach for managers of manufacturing SMEs. <i>Journal of Manufacturing Technology Management</i> , [s. l.], v. 18, n. 6, p. 701-713, 2007.
82	PARRA, X. <i>et al.</i> A maturity model for the information-driven SME. <i>Journal of Industrial Engineering and Management</i> , [s. l.], v. 12, n. 1, p. 154-175, 2019.
83	PARROTT, G.; ROOMI, M. A.; HOLLIMAN, D. An analysis of marketing programmes adopted by regional small and medium-sized enterprises. <i>Journal of Small Business and Enterprise Development</i> , [s. l.], v. 17, n. 2, p. 184-203, 2010.
84	PETER, M. K.; KRAFT, C.; LINDEQUE, J. Strategic action fields of digital transformation. <i>Journal of Strategy and Management</i> , [s. l.], v. 13, n. 1, p. 160-180, 2020.

85	PLODER, C.; KOHLEGGGER, M. A model for data analysis in SMEs based on process importance. <i>In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON KNOWLEDGE MANAGEMENT IN ORGANIZATIONS</i> , 13., 2018, Žilina, Slovakia. <i>Proceedings[...]</i> . Switzerland: Springer, p. 26-35, 2018.
86	POPOVIČ, A.; PUKLAVEC, B.; OLIVEIRA, T. Justifying business intelligence systems adoption in SMEs Impact of systems use on firm performance. <i>Industrial Management & Data Systems</i> , [s. l.], v. 119, n. 1, p. 210-228, 2019.
87	POTJANAJARUWIT, P. Operational strategies influencing small and medium enterprises (SMEs) into creative economy businesses. <i>In: INTERNATIONAL SCIENTIFIC CONFERENCE ENERGY MANAGEMENT OF MUNICIPAL FACILITIES AND SUSTAINABLE ENERGY TECHNOLOGIES</i> , 12., 2021, Thailand. <i>Proceedings[...]</i> . [S. l.]: EDP Sciences, 2021.
88	PUTRA, P. O. H.; SANTOSO, H. B.; HASIBUAN, Z. A. Antecedents and patterns of e-Business adoption among small and medium enterprises (SMEs). <i>In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATICS AND COMPUTING</i> , 2., 2017, Jayapura, Indonesia. <i>Proceedings[...]</i> . [S. l.]: IEEE, 2018. p. 1-6.
89	RAJABION, L. Application and adoption of big data technologies in SMEs. <i>In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTATIONAL SCIENCE AND COMPUTATIONAL INTELLIGENCE</i> , 2018, Las Vegas. <i>Proceedings[...]</i> . [S. l.]: IEEE, 2018. p. 1133-1135.
90	RASHEED, M. A.; SHAHZAD, K.; NADEEM, S. Transformational leadership and employee voice for product and process innovation in SMEs. <i>Innovation & Management Review</i> , [s. l.], v. 18, n. 1, p. 69-89, 2021.
91	RENAUD, K.; OPHOFF, J. A cyber situational awareness model to predict the implementation of cyber security controls and precautions by SMEs. <i>Organizational Cybersecurity Journal: Practice, Process and People</i> , [s. l.], v. 1, n. 1, 2021.
92	REZAEI, J.; ORTT, R.; TROTT, P. Supply chain drivers, partnerships and performance of high-tech SMEs. <i>International Journal of Productivity and Performance Management</i> , [s. l.], v. 67, n. 4, p. 629-653, 2018.
93	RICCI, R.; BATTAGLIA, D.; NEIROTTI, P. External knowledge search, opportunity recognition and industry 4.0 adoption in SMEs. <i>International Journal of Production Economics</i> , [s. l.], v. 240, p. 108-234, 2021.
94	ROYO-VELA, M.; AMEZQUITA SALAZAR, J. C.; PUIG BLANCO, F. Market orientation in service clusters and its effect on the marketing performance of SMEs. <i>European Journal of Management and Business Economics</i> , [s. l.], v. 31, n. 1, 2021.
95	SARDI, A. <i>et al.</i> Evolutionary paths of performance measurement and management system: the longitudinal case study of a leading SME. <i>Measuring Business Excellence</i> , [s. l.], v. 24, n. 4, p. 495-510, 2020.

96	SCHAEFFER, D. M.; OLSON, P. C. Big Data options for small and medium enterprises. [S. l.]: IGI Global, 2014. p. 106-115.
97	SCHUETZ, C. G. <i>et al.</i> Reference Modeling for Data Analysis: The BIRD Approach. International Journal of Cooperative Information Systems, [s. l.], v. 25, n. 2, 2016.
98	SHABBIR, M. Q.; GARDEZI, S. B. W. Application of big data analytics and organizational performance: the mediating role of knowledge management practices. Journal of Big Data, [s. l.], v. 7, n. 1, 2020.
99	SHOKRI, A.; WARING, T. S.; NABHANI, F. Investigating the readiness of World in manufacturing SMEs to embark on Lean Six Sigma projects. International Journal of Operations & Production Management, [s. l.], v. 36, n. 8, p. 850-878, 2016.
100	SOROKA, A. <i>et al.</i> Big Data Driven Customer Insights for SMEs in Redistributed Manufacturing. Procedia CIRP, [s. l.], v. 63, p. 692-697, 2017.
101	SULISTYO, H.; AYUNI, S. Competitive advantages of SMEs: The roles of innovation capability, entrepreneurial orientation, and social capital. Contaduria y Administracion, [s. l.], v. 65, n. 1, 2020.
102	SUNDSTRÖM, A.; HYDER, A. S.; CHOWDHURY, E. H. Market-oriented business model for SMEs' disruptive innovations internationalization. Marketing Intelligence & Planning, [s. l.], v. 39, n. 5, p. 670-686, 2021.
103	TABAS, J.; BERANOVÁ, M.; VAVŘINA, J. Barriers to development of the innovation potential in the small and medium-sized enterprises. Acta Universitatis Agriculturae et Silviculturae Mendelianae Brunensis, [s. l.], v. 59, n. 7, p. 447-458, 2011.
104	TAVOLETTI, E. <i>et al.</i> Business model innovation and digital transformation in global management consulting firms. European Journal of Innovation Management, [s. l.], v. 25, n. 6, 2021.
105	VALAEI, N.; MAHMOUDIAN, Y. Improvisational creativity and innovativeness of SMEs: role of explorative learning strategy. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON EDUCATION AND NEW LEARNING TECHNOLOGIES, 6., 2022. Valenica. <i>Proceedings[...]</i> . Valencia: IATED, 2022. p. 4350-4357.
106	VALDEZ-JUÁREZ, L. E.; DE LEMA, D. G. P.; MALDONADO-GUZMÁN, G. Management of knowledge, innovation and performance in SMEs. Interdisciplinary Journal of Information, Knowledge, and Management, [s. l.], v. 11, p. 141-176, 2016.
107	VALENTIM, L.; FRANCO, M.; LISBOA, J. Inter-firm alliances: A mechanism to develop innovative capacity in SMEs. International Business Management, [s. l.], v. 7, n. 3, p. 198-207, 2013.

108	WANG, S.; WANG, H. Big data for small and medium-sized enterprises (SME): a knowledge management model. Journal of Knowledge Management, [s. l.], v. 24, n. 4, p. 881-897, 2020.
109	WILLETTS, M.; ATKINS, A. S.; STANIER, C. Barriers to SMEs Adoption of Big Data Analytics for Competitive Advantage. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT COMPUTING IN DATA SCIENCES, 4., 2020, Fez, Morocco. <i>Proceedings[...]</i> . [S. l.]: IEEE, 2020.
110	WILLETTS, M.; ATKINS, A. S.; STANIER, C. A strategic big data analytics framework to provide opportunities for SMEs. In: INTERNATIONAL TECHNOLOGY, EDUCATION AND DEVELOPMENT CONFERENCE, 14., 2020. Valencia, Spain. <i>Proceedings[...]</i> . Valenica: INTED, 2020. p. 3033-3042.
111	YADI, L. I. U. <i>et al.</i> Big-data-driven Model Construction and Empirical Analysis of SMEs Credit Assessment in China. Procedia Computer Science, [s. l.], v. 147, p. 613-619, 2019.
112	ZAKERIAN, H. <i>et al.</i> Innovative marketing in SMEs: An empirical study. International Journal of Business Innovation and Research, [s. l.], v. 12, n. 3, p. 315-336, 2017.
113	ZHANG, B.; TAO, Q. Y. Research of SMEs' technology innovation model from multiple perspectives. Chinese Management Studies, [s. l.], v. 6, n. 1, p. 124-136, 2012.

APÊNDICE B - PORTFÓLIO BIBLIOGRÁFICO COMPLEMENTAR

1	GUARDA, T. <i>et al.</i> Business intelligence as a competitive advantage for SMEs. International Journal of Trade, Economics and Finance, [s. l.], p. 187-190, 2013.
2	LLAVE, M. R. A Review of Business Intelligence and Analytics in Small and Medium-Sized Enterprises. International Journal of Business Intelligence Research, [s. l.], v. 10, n. 1, p. 19-41, 2019.
3	RAYMOND, L. Globalization, the knowledge economy, and competitiveness: a business intelligence framework for the development of SMEs. Journal of American Academy of Business, , [s. l.], v. 3, n. 1-2, 2003, p. 260-269.
4	SADOK, M.; LESCA, H. A business intelligence model for SMEs based on tacit knowledge. International Journal of Human and Social Sciences, [s. l.], v. 7, n. 20, 2010.
5	WEE, M.; SCHEEPERS, H.; TIAN, X. Understanding the processes of how small and medium enterprises derive Value from business intelligence and analytics. Australasian Journal of Information Systems, [s. l.], v. 26, 2022.
6	JHA, M.; SANJAY, J.; O'BRIEN, L. Combining big data analytics with business process using reengineering. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON RESEARCH CHALLENGES IN INFORMATION SCIENCE, 10., 2016, Grenoble, France. <i>Proceedings[...]</i> . [S. l.]: IEEE, 2016. p. 1-6.
7	SEDDON, PETER B. <i>et al.</i> How does business analytics contribute to business value? Information Systems Journal, [s. l.], v. 27, n. 3, p. 237-269, 2016.