

Aplicação do Machine Learning na Gestão da Cadeia de Suprimentos Sob o Contexto de Custos de Transação

*Application of Machine Learning in Supply Chain Management in
the Context of Transaction Costs*

*Aplicación del Machine Learning en la Gestión de la Cadena de
Suministro en el Contexto de los Costes de Transacción*

Recebido
Received
Recibido
02 ago. 2024

Aceito
Accepted
Aceptado
28 ago. 2024

Publicado
Published
Publicado
27 set. 2024

<https://git.fateczl.edu.br>

e_ISSN
2965-3339

DOI
10.29327/2384439.2.4-3

São Paulo
v. 2 | n. 4
v. 2 | i. 4
e24087
Setembro
Septembre
Septiembre
2024



Roberto Ramos de Morais¹

roberto.morais@mackenzie.br

Roberto Giro Moori¹

roberto.gmoori@mackenzie.br

1 – Universidade Presbiteriana Mackenzie

Resumo: Esse artigo teve como objetivo identificar o impacto do desempenho da cadeia de suprimentos no desempenho organizacional a partir da aplicação de aprendizado de máquina nas relações entre os construtos, em um contexto de economia dos custos de transação. A pesquisa teve três etapas: bibliográfica; pesquisa exploratória e qualitativa, com 11 profissionais de cadeia de suprimentos. Posteriormente, aplicouse um questionário com 72 assertivas a 121 profissionais que atuam com aprendizado de máquina. Por meio de análise fatorial exploratória, foram identificadas as variáveis significativas. Os achados confirmaram que o uso de aprendizado de máquina tem impacto positivo nas relações entre orientação estratégica da cadeia de suprimentos e redução dos custos de transação e entre a redução dos custos de transação e o desempenho da cadeia de suprimentos. Pode-se concluir que o uso de aprendizado de máquina propiciou a melhoria do desempenho da cadeia de suprimentos, repassada para o desempenho da empresa. Como contribuições o estudo trouxe: a aplicação do aprendizado de máquina amplia o entendimento sobre a relação entre os construtos; obteve subsídios para descobrir padrões nos dados envolvidos nos processos de cadeia de suprimentos por meio de análise fatorial que identificaram fatores influentes para o sucesso da cadeia de suprimentos.

Palavras-chave: Aprendizado de máquina; Teoria da Economia de Custos de Transação; Orientação Estratégica da Gestão da Cadeia de Suprimentos; Desempenho da cadeia de suprimentos; Desempenho da empresa; Adição de Valor.

Abstract: This paper aimed to identify the impact of supply chain performance on organizational performance through the application of machine learning in the relationships between constructs, in a context of transaction cost economics. The research had three stages: bibliographical; exploratory and qualitative research, with 11 supply chain professionals. Subsequently, a questionnaire with 72 statements was administered to 121 professionals who work with machine learning. Through exploratory factor analysis, significant variables were identified. The findings confirmed that the use of machine learning has a positive impact on the relationships between supply chain strategic orientation and transaction cost reduction and between transaction cost reduction and supply chain performance. It can be concluded that the use of machine learning led to improved supply chain

performance, which was passed on to the company's performance. As contributions the study brought: the application of machine learning expands the understanding of the relationship between constructs; obtained subsidies to discover patterns in the data involved in supply chain processes through factor analysis that identified influential factors for the success of the supply chain.

Keywords: *Machine Learning; Transaction Cost Economics Theory; Strategic Supply Chain Management Orientation; Supply Chain Performance; Firm Performance; Value Addition.*

Resumen: Este artículo tuvo como objetivo identificar el impacto del desempeño de la cadena de suministro en el desempeño organizacional a partir de la aplicación del aprendizaje automático en las relaciones entre constructos, en un contexto de ahorro de costos de transacción. La investigación tuvo tres etapas: bibliográfica; Investigación exploratoria y cualitativa, con 11 profesionales de la cadena de suministro. Posteriormente, se aplicó un cuestionario con 72 aseveraciones a 121 profesionales que trabajan con machine learning. Mediante análisis factorial exploratorio se identificaron las variables significativas. Los hallazgos confirmaron que el uso del aprendizaje automático tiene un impacto positivo en las relaciones entre la orientación estratégica de la cadena de suministro y la reducción de los costos de transacción, y entre la reducción de los costos de transacción y el rendimiento de la cadena de suministro. Se puede concluir que el uso del machine learning proporcionó una mejora en el rendimiento de la cadena de suministro, trasladada al rendimiento de la empresa. Como contribuciones, el estudio aportó: la aplicación del aprendizaje automático amplía la comprensión de la relación entre constructos; Obtuvo subsidios para descubrir patrones en los datos involucrados en los procesos de la cadena de suministro a través del análisis factorial que identificó factores influyentes para el éxito de la cadena de suministro.

Palabras clave: *Machine Learning; Teoría de la Economía de los Costos de Transacción; Orientación Estratégica de la Gestión de la Cadena de Suministro; Rendimiento de la Cadena de Suministro; Desempeño de la Empresa; Agregado de Valor.*

1. INTRODUÇÃO

Cadeia de suprimentos é um conceito que ganhou força nas últimas três décadas como forma de buscar melhor desempenho operacional por meio da proximidade entre os elos (fornecedores, fabricante, distribuidores, varejistas, consumidores) e tem utilizado tecnologias nesse sentido. Desde então, os impactos no desempenho das cadeias de suprimentos devido às tecnologias que surgiram e foram absorvidas por suas atividades têm sido sentidos pelas mudanças nas formas de gestão e no aumento da acurácia das ferramentas de auxílio à tomada de decisão. O aprendizado de máquina é uma ferramenta que, apesar de não ser um conceito novo, tem ampliado o seu escopo de aplicações.

Tendo como base esse avanço constante das tecnologias e o aumento de seu uso nas práticas da cadeia de suprimentos, a questão de problema desse trabalho foi:

- Qual a influência do desempenho da cadeia de suprimentos no desempenho organizacional a partir da aplicação de aprendizado de máquina nas relações entre os elos dessa cadeia, em um contexto de teoria da economia dos custos de transação?

Como objetivo geral, este trabalho visou identificar a influência do desempenho da cadeia de suprimentos no desempenho organizacional a partir da aplicação de aprendizado de máquina nas relações entre os elos dessa cadeia, em um contexto de teoria da economia dos custos de transação.

A partir do objetivo geral apresentado no tópico anterior, os objetivos específicos delineados para esse trabalho foram:

- Identificar as características (tipos) de aprendizado de máquina utilizados nas empresas.
- Estudar aplicações de aprendizado de máquina na cadeia de suprimentos.
- Estudar o uso de aprendizado de máquina conforme o alinhamento estratégico da cadeia de suprimentos.
- Identificar quais resultados são esperados na gestão do desempenho da cadeia de suprimentos a partir de uso de aprendizado de máquina.

As expectativas quanto ao desempenho organizacional por parte dos gestores têm se tornado cada vez mais altas devido a um mercado de crescente competitividade e clientes exigentes. Assim, é necessário utilizar ferramentas tecnológicas que auxiliem na tomada de decisão de como utilizar da melhor maneira os recursos disponíveis.

O estudo desenvolvido teve como relevância:

- A necessidade de conhecimento a respeito da interação entre a orientação da cadeia de suprimentos, custos de transação e o desempenho da cadeia;
- O crescente uso de aprendizado de máquina para gerar previsões que melhorem o desempenho organizacional;
- Ampliar a produção científica que analise o conceito de gestão da cadeia de suprimentos e o uso de aprendizado de máquina.
- Ampliação do conhecimento de gestão de cadeia de suprimentos como

forma de melhoria do desempenho organizacional; e

- Difusão do uso de aprendizado de máquina como ferramenta de análise e de auxílio à tomada de decisão.

Este trabalho foi voltado para interesses da área de gestores de cadeias de suprimentos, estudantes e pesquisadores e gestores de políticas públicas que buscam entender a melhoria do desempenho da cadeia de suprimentos por meio do uso de aprendizado de máquina em atividades de planejamento.

O ineditismo do trabalho baseou-se em buscas realizadas nas bases de dados *Web of Science (WoS)* e *Science Direct* a partir dos construtos e variável moderadora do modelo proposto (*supply chain orientation, economie transaction costs, supply chain performance, organizational performance*). Na base *WoS*, não houve retorno.

Na base *Science Direct*, foram encontrados 10 artigos publicados entre 2017 e 2021, distribuídos da seguinte forma: 1 artigo em 2017, 2 artigos em 2019, 4 artigos em 2020, 3 artigos em 2021, nenhum em 2022. Na base de dados *Web of Science*, entre os anos de 2017 e 2021 a partir da combinação dos construtos, os resultados foram:

- “*Machine Learning*” e “*supply chain*”: 269 artigos, dos quais 65 apresentaram aderência ao tema do estudo (*operations research management science, management, business, business finance, social sciences interdisciplinar, social sciences mathematical methods*), 46 foram citados uma ou mais vezes (soma de citações 586, *h-index* 12 e média de citações 9,02).
- “*Machine Learning*” e “*transaction costs*”: 24 artigos com aderência (*business finance, economics, operation research management Science, management, social sciences mathematical methods*) 12 com 1 ou mais citações (488 citações, média de citações por artigo 20,33 e *h-index* 8);
- “*Supply chain*” e “*transaction costs*”: encontrados 122 artigos, 82 com aderência (*business, management, operations research management science, economics, business finance, social Science disciplinary*), dos quais 54 apresentam 1 ou mais citações (soma de citações 477, *h-index* 11 e média de citações 5,82).

Buscou-se nesse trabalho explorar a lacuna por meio do estudo da relação entre o desempenho da cadeia de suprimentos e o desempenho organizacional por meio da moderação do uso de aprendizado de máquina, com mediação dos custos de transação.

A complexidade da pesquisa esteve na relação entre os construtos e a variável moderadora, à luz da teoria dos custos de transação; por não haver estudos prévios com foco na atividade industrial brasileira; e na construção de um modelo em aprendizado de máquina que seja de aplicação geral em cadeias de suprimentos. Outro ponto foi a ainda baixa aderência das empresas brasileiras ao uso de aprendizado de máquina, restringindo o universo de pesquisa.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Orientação Estratégica da Gestão da Cadeia de Suprimentos

O primeiro passo para a discussão sobre a orientação estratégica da gestão da cadeia de suprimentos foi o entendimento o conceito de cadeia de suprimentos. Stonebracker e Liao (2004) elencaram as características de uma cadeia de suprimentos: múltiplos escalões, foco na integração, metas de serviço e lucratividade, processos e atividades colaborativas e preocupação em adicionar valor para o cliente. A integração é importante para a melhoria do desempenho dos negócios, podendo ser alcançada por diversas formas: redução de custos, melhoria da responsividade, aumento do nível de serviço e facilidade da tomada de decisão (ABUBAKER et al, 2017).

Burgess, Singh e Koroglu (2006) identificaram na literatura a falta de clareza e dubiedade se gestão de cadeia de suprimentos foi baseada em uma teoria coerente. Os autores compilaram sete construtos da gestão de cadeia de suprimentos:

- **Liderança:** focado na estratégia e na necessidade de envolvimento proativo dos gestores;
- **Relacionamentos intra e inter-organizacionais:** focado nas associações econômicas e sociais com os stakeholder, dentro e fora da organização;
- **Logística:** questões ligadas à movimentação de materiais internamente e entre os elos da cadeia;
- **Orientação para melhoria de processos:** arranjos de processos que visam facilitar interações para que haja melhoria contínua dentro e entre organizações;
- **Sistemas de informação:** envolvendo os aspectos de comunicação ao longo da cadeia e dentro das empresas;
- **Resultados do negócio:** registrando o desempenho relacionados aos resultados advindos da adoção de uma forte orientação da cadeia de suprimentos.

Estes constructos foram, ainda, agrupados, pelos autores, em construtos soft, focados em pessoas e nos relacionamentos e os construtos hard, focados nas questões tecnológicas e de infraestrutura. No campo dos construtos soft, pode-se apontar a construção e manutenção de elementos de comportamento interno, como confiança, comprometimento, compatibilidade organizacional, normas de cooperação e apoio da alta gerência aos elementos da orientação da cadeia de suprimentos (ESPER; DEFEE; MENTZER, 2010).

Esper, Defee e Mentzer (2010) também apontaram a falta de clareza na definição da gestão da cadeia de suprimentos e de suas fronteiras, e identificaram os seguintes pontos em comum na visão sobre as definições de cadeia de suprimentos encontradas na literatura:

- Ênfase na coordenação e colaboração com fornecedores e clientes;
- Realce do valor da aderência entre demanda e suprimento;
- Adoção de uma perspectiva de fluxo.

Desde o estabelecimento destes conceitos, houve rápidas mudanças. Aryal et al

(2020) apontaram a evolução da cadeia de suprimentos devido ao desenvolvimento de tecnologias disruptivas, como big data e IoT, que foram implementadas com o objetivo de otimizar as atividades e operações de rotina em logística e suporte ao cliente. Os autores apontaram que a literatura enfatizou a função crítica de usar a precisão e confiabilidade dos dados para compreensão em tempo real para auxílio à tomada de decisões da cadeia de suprimentos, automação de processos, integração e padronização.

Esper, Defee e Mentzer (2010) definiram a orientação da cadeia de suprimentos como “um sistema de crenças e valores compartilhados que auxilia a entender como a organização pode gerir estrategicamente sua cadeia e as normas comportamentais necessárias dentro da organização” e propuseram que a base da orientação da cadeia de suprimentos reside no alto grau de ajuste entre a estratégia e a estrutura da cadeia de suprimentos, expandindo-se para as áreas externas à empresa. A estrutura da cadeia de suprimentos é composta, conforme os autores, por quatro categorias: desenho organizacional, recursos humanos, tecnologias de informação e medidas organizacionais.

Lee e Nam (2016) reforçaram as diferenças entre orientação estratégica da cadeia de suprimentos e a orientação estrutural da cadeia de suprimentos: enquanto a orientação estratégica apresenta características tácitas, enfatizando o entendimento e percepção dos membros da empresa, a orientação estrutural está mais ligada às características formais.

A orientação estratégica foi conceituada por Hsu e Tan (2016) como o conjunto de tomadas de decisão projetadas para alcançar metas estipuladas, tendo a interpretação e perspectiva do gestor grande influência na tomada de decisão estratégica, além da amplitude de ações organizacionais compartilhadas.

Jüttner e Christopher (2013) indicaram como resultados o impacto positivo da coordenação da estratégia da cadeia de suprimentos no foco no cliente da organização; a sustentação que o marketing oferece a estrutura estratégica da cadeia de suprimentos; a função crucial da troca de informações entre marketing e a gestão da cadeia de suprimentos.

Para Liu et al (2020), a orientação estratégica é um direcionamento que leva a firma a adotar medidas para melhoria de seus desempenhos de negócios, sendo um comprometimento de longo prazo. A orientação estratégica fornece um guia para tomada de decisão dentro e através das fronteiras da firma, refletindo a ênfase estratégica ou prioridade da firma.

Sriyakul, Prianto e Jermstittiparsert (2019) apontaram que as associações interorganizacionais provêm a base para a gestão da cadeia de suprimentos e para a orientação da cadeia de suprimentos sendo que esforços complementares e mútuos feitos pelos membros da cadeia de suprimentos age como os direcionadores da criação de valor. Tanto os fluxos de recursos à montante quanto à jusante dentro da cadeia de suprimentos causam o estabelecimento da orientação da cadeia de suprimentos. Identificar clientes e fornecedores como parceiros estratégicos veio de uma abordagem transacional, que se refere a transações em andamento dentro dos membros da cadeia de suprimentos para alcançar colaborações.

2.1.1 Estratégia Enxuta e Estratégia Ágil

Qi, Boyer e Zhao (2009) dividiram as estratégias de cadeia de suprimentos entre enxuta (*lean*) e ágil. A estratégia enxuta busca o aumento de eficiência pela eliminação de desperdícios em seus processos inter e intraorganizacionais, reduzindo atividades que não agregam valor, aumento de flexibilidade e redução de custos, estando ligada a uma demanda estável de produto, o que torna mais fácil a programação de produção, permitindo a redução do ciclo de pedido, dos estoques em processo e dos estoques de produtos acabados (QI; BOYER; ZHAO, 2009; CARVALHO; DUARTE; MACHADO, 2011).

Santos, Reul e Gohr (2021) apontaram que as cadeias de suprimentos enxutas são caracterizadas por práticas que visam fortalecer a integração cliente-fornecedor com base no compartilhamento de informações em relação ao controle de estoque, previsão de demanda e programação de operações. Já a estratégia ágil visa manter sua vantagem competitiva em um ambiente de mudanças rápidas, por meio de produtos com características diferenciadas.

Rahimi et al (2020), em sua pesquisa, indicaram que a agilidade da cadeia de suprimentos ao criar velocidade em resposta às necessidades do mercado, a capacidade de produzir em pequenas ou grandes categorias e a capacidade de alterar o tempo de entrega do pedido do fornecedor leva a uma diminuição de custos, aumento velocidade e redução do nível de estoque e satisfação do cliente. As práticas da cadeia de suprimentos ágil indicadas pelos autores incluíam: uso de tecnologia de informação para integrar e coordenar projetos, produção e desenvolvimento; uso da tecnologia de informação para coordenar e integrar a cadeia de suprimentos; estabelecer um relacionamento baseado em confiança com fornecedores e clientes; criar um fluxo de informação ao longo de toda a cadeia; customizar produtos; facilitar a rápida tomada de decisão; reduzir ciclo de desenvolvimento do produto; aumentar velocidade de entrega; ter sensibilidade ao mercado; melhorar nível de serviço; habilidade de alterar volumes de produção.

Independentemente do tipo de orientação estratégica, Kirchoff, Tate e Mollenkopf (2016) definiram cinco dimensões comportamentais da cadeia:

- Confiança nos parceiros da cadeia;
- Comprometimento na permanência da relação entre os elos da cadeia;
- Normas de cooperação que garantam a reunião de esforços para atingir objetivos comuns;
- Compatibilidade organizacional, ou seja, apresentam culturas corporativas semelhantes; e
- Apoio da alta gerência para manter fortes relacionamentos com os membros da cadeia de suprimentos.

Essa visão dos autores sugere que há pontos em comum entre as duas orientações estratégicas, abrindo espaço para uma análise mais criteriosa.

2.2 Teoria da Economia dos Custos de Transação

Williamson (1985) reforçou que a economia dos custos de transação colocaria o problema da organização econômica como um problema de contratos. Para o autor, os custos de transação poderiam ser divididos em:

- **Custos *ex ante*:** custos de esboçar, negociar e salvaguardar um acordo.
- **Custos *ex post*:** incluiriam os custos mal adaptados incorridos quando as transações saíssem do alinhamento; os custos de negociação incorridos para corrigir desalinhamentos posteriores.

Coase (1937) indicou que mudanças como em tecnologias de comunicação, que tenderiam a reduzir o custo de organização espacial, tenderiam a aumentar o tamanho da empresa. Todas as mudanças que melhorassem a técnica gerencial tenderiam a aumentar o tamanho da empresa.

Para Siffert Filho (1995), organizações econômicas seriam direcionadas por economias de custo de transação que representassem os gastos com o funcionamento geral do sistema econômico. Augusto et al (2013) conceituaram os custos de transação como os custos que estivessem associados ao funcionamento dos mercados. Besanko et al (2006) incluíram tempo e despesa de negociação, escrituração e cumprimento de contratos, decorrentes quando partes de uma transação agissem oportunisticamente, considerando as consequências adversas assim como os custos para evitar estas ações oportunistas.

Farina, Azevedo e Saes (1997) apresentaram como pressupostos comportamentais dos custos de transação, como a racionalidade dos agentes econômicos e suas atitudes oportunistas. Devido a incapacidade de os agentes preverem todas as contingências futuras, o contrato seria incompleto e, assim, alguns elementos da transação não seriam contratáveis *ex-ante*. O oportunismo levaria a uma renegociação do contrato, levando ao prejuízo de uma das partes, que é o custo de transação.

Há três níveis de racionalidade (WILLIAMSOM, 1985; FARINA; AZEVEDO; SAES, 1997): maximização, ou racionalidade forte; racionalidade limitada ou semiforte; e racionalidade orgânica ou fraca.

O oportunismo, também recebeu uma classificação de três pontos (WILLIAMSOM, 1985; FARINA; AZEVEDO; SAES, 1997): oportunismo ou auto interesse forte; auto interesse simples ou sem oportunismo; obediência ou ausência de auto interesse.

O oportunismo surgiria de possíveis problemas de adaptação devido à incompletude dos contratos, originada da racionalidade limitada e acarretaria renegociações futuras, que abririam espaço para o oportunismo por ações antiéticas, levando perdas a uma das partes (FARINA; AZEVEDO; SAES, 1997).

Desta forma, ainda conforme Farina, Azevedo e Saes (1997) e também Dyer (1997), há três dimensões das transações:

- a. **Especificidade dos ativos:** aqueles que só poderiam ser reempregáveis com perda de valor, sendo o investimento neles sujeito a riscos e

problemas de adaptação, sendo estes diretamente proporcionais à especificidade:

- i. Especificidade locacional: proximidade de firmas pertencentes à mesma cadeia reduz custos de transportes e armazenagem;
 - ii. Especificidade de ativos físicos;
 - iii. Especificidade de ativos humanos;
 - iv. Ativos dedicados, aqueles cujo retorno de investimento depende da transação com um determinado agente;
 - v. Especificidade da marca;
 - vi. Especificidade temporal, que depende do momento em que a transação seria realizada.
- b. **Frequência:** nesta dimensão considera o atributo da duração da transação.
- c. **Incerteza:** complexidade, dificuldade de mensuração do desempenho e custos da coordenação de diferentes transações. Há três tratamentos para incerteza:
- i. Risco, refere-se à variância de uma distribuição de probabilidades. Neste caso, o papel da incerteza seria o de distinguir as diversas estruturas de governança que sejam sensíveis às variâncias.
 - ii. Desconhecimento de eventos futuros. Neste caso não haveria possibilidade de se definir uma distribuição de probabilidade.
 - iii. Reconhecimento de informações relevantes ao contrato, o que ocorre quando a informação fosse incompleta e assimétrica.

Nestes dois últimos tratamentos, buscou-se identificar os limites da racionalidade e, conseqüentemente, a incompletude dos contratos.

2.3 Aprendizado de Máquina (Machine Learning)

O conceito de aprendizado de máquina vem sendo ampliado ao longo do tempo conforme a tecnologia de informação avança permitindo a execução de algoritmos cada vez mais complexos. Na visão de Finlay (2017), aprendizado de máquina seria o uso de procedimentos matemáticos, algoritmos, para analisar dados com o objetivo de descobrir padrões úteis (relações ou correlações) entre diferentes itens de dados, de forma que possam ser usados para inferir sobre o comportamento de novos casos.

Schwab (2016) apontou para as mudanças na economia digital trazidas pela inteligência artificial (IA) (sendo aprendizado de máquina um dos tipos de IA) que estaria transformando a economia física, além de predizer que, no futuro, seria utilizada para gerir desafios globais sistêmicos que ultrapassariam a capacidade humana de realização.

Apesar da distância entre máquinas e humanos, no sentido real da palavra aprender, aprendizado de máquina apresenta a capacidade de rapidez na adaptação de comportamentos, o que a torna útil, como salienta ainda Corrêa (2019), em atividades em cadeia de suprimentos, como alta acurácia em previsões de demanda a partir de grande massa de dados, redução de custos de fretes com melhorias de desempenho de transportes e minimização da exposição a riscos operacionais, melhoria no reconhecimento de padrões visuais na

inspeção de qualidade de cargas recebidas, melhoria de processos por meio da combinação com análises avançadas e sensores, com monitoramento em tempo real, entre outros.

Por sua vez, Smith (2018) definiu aprendizado de máquina como a arte de programar computadores que o permite aprender e ajustar automaticamente suas funções para aperfeiçoar a maneira como cumprem as suas tarefas, sendo que o computador que tenha a capacidade de melhorar seu desempenho com base na sua própria experiência sem que haja um programa explícito que indique exatamente o que fazer. Mohri, Rostamizadeh e Talwalkar (2018) definiram que esta experiência se referiria a informações passadas disponíveis para aprender, obtidas na forma de dados eletrônicos que pudessem ser analisados.

O processo de aprendizado envolve observar os dados coletados e compará-los com os dados coletados anteriormente na busca por padrões e resultados e ajustar-se de acordo com eles. Domingos (2012) e Smith (2018) definiram que aprendizado de máquina é a soma de representação, avaliação e otimização, sendo:

- **Representação:** um classificador deveria ser representado em alguma linguagem formal que o computador possa manipular, o que equivaleria a escolher o conjunto de espaço de hipótese do aprendiz, de classificadores que a máquina pode aprender.
- **Avaliação:** Uma função de avaliação seria necessária para distinguir os bons dos maus classificadores. A função de avaliação usada internamente pelo algoritmo pode diferir da função externa que se deseja que o classificador otimize para facilitar a otimização.
- **Otimização:** é necessário um método para procurar entre os classificadores o mais pontuado. A escolha da técnica de otimização é essencial para a eficiência do aprendiz e ajuda a determinar o classificador produzido se a função de avaliação tiver mais de um ótimo.

Domingos (2012) reforçou que o objetivo principal do aprendizado de máquina é a generalização além dos exemplos no conjunto de treinamento.

De acordo com Smith (2018) e Finlay (2017), aprendizado de máquina é usada, em diversas áreas como saúde, economia, administração, engenharia, para:

- Resolver problemas que envolvem longas listas de regras;
- Resolver problemas muito complexas que não tem solução aparente;
- Adotar para dados novos em ambientes não estáveis.

O estilo do aprendizado de máquina pode ser supervisionado ou não supervisionado e a forma de função pode ser qualquer tipo de classificação, regressão, árvore de decisão, agrupamento (*clustering*) ou aprendizagem profunda.

Smith (2018) indicou que os tipos de aprendizado de máquina poderiam ser categorizados baseado em:

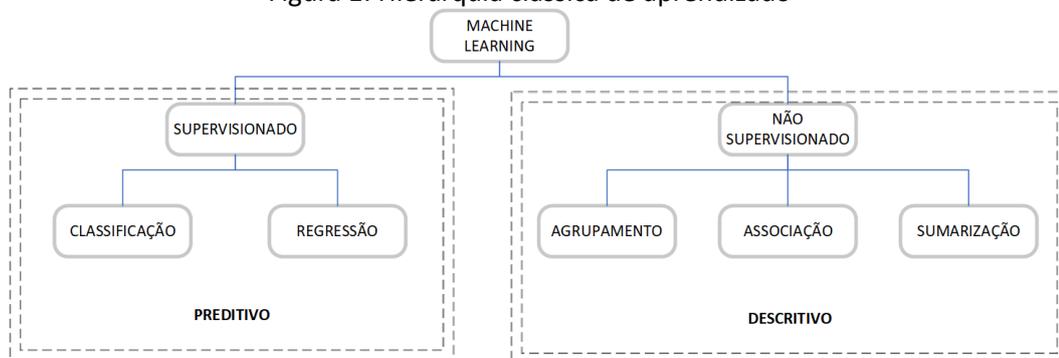
- treinamentos supervisionados, semi-supervisionados e não supervisionado.

- Como eles aprendem;
- Quão simples ou complexos eles são.
- Em relação à interação humana necessária; os sistemas podem ser classificados:
- **Aprendizado supervisionado:** a aprendizado de máquina já estaria programado para esperar uma certa saída de um algoritmo em seu sistema antes que comece o seu trabalho. O sistema sabe o tipo de resposta que estaria tentando alcançar e simplesmente precisa resolver os diferentes passos para encontrá-lo. O algoritmo seria aprendido por um conjunto especializado de dados de treinamento que guia a aprendizado de máquina à correta conclusão.

Russell e Norvig (2022) apresentaram um outro tipo de aprendizado, o aprendizado por reforço. Nesse tipo, o aprendizado se daria por uma série de reforços, caracterizados por recompensas e punições, de forma a conduzir suas decisões buscando alcançar uma quantidade maior de recompensas.

Faceli et al (2022) apresentaram, nesse contexto, duas hierarquias de aprendizado: a clássica e a moderna. Na clássica, a partir de um aprendizado de máquina indutivo, tem-se o aprendizado supervisionado, ligado a tarefas preditivas (de caráter discreto para classificações e contínuo para regressões), e o aprendizado não supervisionado, ligado a tarefas descritivas (agrupamento, que executa reuniões conforme a similaridade dos dados; sumarização, que descrevem um conjunto de dados; e associação, que busca padrões frequentes de ligação entre os atributos dos dados). A Figura 1 representa essa hierarquia.

Figura 1: Hierarquia clássica de aprendizado

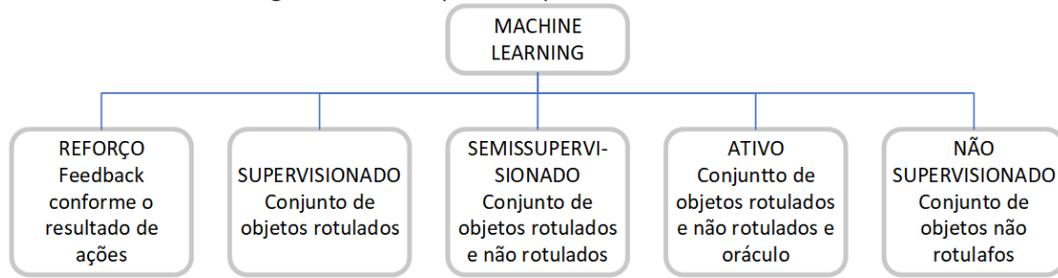


Fonte: Faceli et al (2022).

Devido à dificuldade de se enquadrar alguns tipos de aprendizado de máquina na hierarquia clássica, Faceli et al (2022) apresentaram uma hierarquia estendida, para incluir o aprendizado semi-supervisionado, aprendizado ativo e aprendizado por reforço, conforme apresentado na Figura 2.

Muitos autores se dedicaram a estudar novas aplicações de aprendizado de máquina. Carbonneau, Laframboise e Vahidov (2008) abordaram o ambiente de previsão e reposição colaborativos (CFAR) com utilização de aprendizado de máquina, pois vários fatores dificultam o progresso desta colaboração ao longo da cadeia de suprimentos. Assim, seria necessário prever a demanda pelos participantes na ausência de informações completas sobre a demanda de outros participantes para apoiar o gerenciamento da cadeia de suprimentos.

Figura 2: Hierarquia de aprendizado estendida.



Fonte: Faceli et al (2022).

Já Zhu et al., propuseram um novo método de aprendizado de máquina de conjunto integrado, para prever o risco de crédito da pequena e média empresa (PME) da China no financiamento da cadeia de suprimentos (SCF). Baryannis, Dani e Antoniu (2019) estudaram o uso de aprendizado de máquina na análise de riscos nas cadeias de suprimentos de maneira a fornecer análises preditivas que sejam tanto interpretáveis quanto de alto padrão de desempenho.

2.4 Adição de Valor (Desempenho)

Neste tópico foram desenvolvidos os conceitos dos construtos desempenho da cadeia de suprimentos e desempenho organizacional, que serviram de base para a posterior análise da relação entre eles.

2.4.1 Desempenho da Cadeia de Suprimentos

Sriyakul, Prianto e Jermsittiparsert (2019) indicaram que a rede da cadeia de suprimentos é um fenômeno complexo e dinâmico sendo difícil identificar indicadores apropriados do desempenho da cadeia de suprimentos. Os autores ressaltaram que eficácia e eficiência são duas dimensões comuns encontradas na literatura de desempenho da cadeia de suprimentos. Em cadeia de suprimentos, problemas de determinação podem existir, como aquelas variáveis que são normalmente empregadas como base para estimar desempenho da cadeia de suprimentos e que podem falhar para cobrir todas as dimensões resultantes.

Ellinger et al (2012) frisaram que a relação entre as competências da cadeia de suprimentos e o desempenho da empresa não estaria bem estabelecida empiricamente, devido à escassez de métricas para quantificar os efeitos da cadeia de suprimentos. Os autores definiram a noção de competência da cadeia de suprimentos como um meio de criar vantagem competitiva, sendo uma função de integração entre e dentro dos elos da cadeia, integração que visaria facilitar o compartilhamento de informações que conecta as fontes e operações de manufatura com as necessidades de mercado para ajusta-la com a demanda.

A integração colaborativa entre os participantes internos e externos da cadeia de suprimentos focaria, conforme os autores, no melhor alinhamento dos incentivos dos participantes e sistemas de recompensas para reduzir atividades de duplicação e criação de não valor. A habilidade para alavancar a inovação da tecnologia de informação e de processos para acelerar a cadeia de suprimentos, reduzir o estoque global do sistema e utilização de recursos, e sustentar o fluxo

de caixa foram reconhecidos como fontes significativas de vantagem competitiva (RAHIMI et al, 2020).

Nesse sentido, apontou que os pesquisadores têm tentado introduzir novas abordagens de gestão, como agilidade da cadeia de suprimentos para fornecer esses recursos (CRUZ, 2011). Azevedo et al. (2010), em um modelo conceitual, examinou o impacto da agilidade da cadeia de suprimentos sobre o desempenho operacional e econômico da cadeia de suprimentos e sua competitividade. Os autores mostraram que a aplicação de uma abordagem ágil da cadeia de suprimentos levaria à satisfação do cliente por meio de mais flexibilidade, maior responsabilidade, produtos de melhor qualidade e prazos de entrega mais rápidos.

2.4.2 Desempenho da Organização

Qrunfleh e Tarafdar (2014) conceituaram que o desempenho da organização se refere à forma como as metas financeiras e de mercado são alcançadas. Os autores mediram o desempenho da empresa por meio de relatos percebidos de sua participação no mercado, vendas e posição competitiva geral. Conforme seus resultados, a integração da cadeia de suprimentos aumentaria a eficiência com a qual as informações seriam transmitidas, melhorando o desempenho da empresa, pela redução dos níveis de estoque e custos e aumento da quantidade de entregas no prazo, assim como, também identificaram uma alta correlação entre a flexibilidade da cadeia de suprimentos e o desempenho da empresa devido à capacidade da cadeia de se adaptar às mudanças.

2.5 Relação Entre os Construtos

A relação entre o desempenho da cadeia de suprimentos e o desempenho organizacional vem sendo discutido na literatura com certa frequência. Whitten, Green Jr e Zelbst (2012) concluíram, em sua pesquisa, que a implementação de uma estratégia adequada de cadeia de suprimentos levaria a uma melhoria do desempenho da cadeia de suprimentos.

O desempenho organizacional seria, por sua vez, função do desempenho da cadeia de suprimentos. O desempenho da cadeia de suprimentos, conforme os autores, dependeria simultaneamente de agilidade, adaptabilidade e alinhamento (sendo, devido a isto, chamada de cadeia triplo-A). As hipóteses levantadas pelos autores foram fortemente suportadas de que um melhor desempenho da cadeia levaria a um melhor desempenho de marketing e o desempenho de marketing leva a um melhor desempenho financeiro.

Sawangwong e Chaopairsarn (2021) apresentaram que a estratégia de cadeia de suprimentos, alinhada à introdução de novas tecnologias levam à obtenção de vantagem comercial. A aplicação destas tecnologias sustentaria um melhor desempenho da cadeia de suprimentos no que tange a confiabilidade de entrega, eficiência de recursos, custos da cadeia de suprimentos e tempo de entrega. Estes resultados melhorariam o desempenho organizacional em rentabilidade, retorno sobre investimento (ROI) e crescimento de vendas.

Iansiti e Lakhani (2020) concluíram que a conversão sistemática de dados internos e externos em previsões, entendimentos e escolhas orientariam e automatizariam as operações da organização. Os autores, ainda, compararam, por meio do retorno, o que chamaram de modelos operacionais tradicionais com os modelos orientados por inteligência artificial (IA).

Karami et al (2015) destacaram a importância da confiança e do comprometimento desenvolvidos da interação e colaboração na melhoria do desempenho da cadeia de suprimentos, principalmente pelo compartilhamento de informações, conhecimentos e ativos.

De acordo com os autores, a confiança, a inovação da cadeia e colaboração teriam papéis mediadores na relação entre a orientação para mercado e o desempenho da cadeia de suprimentos.

3. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Esse trabalho apoiou-se em metodologias qualitativas e quantitativas de maneira encadeada para atingir os objetivos propostos. A seguir são apresentadas as descrições de cada procedimento utilizado.

3.1 Fases da Pesquisa

Esta pesquisa foi composta por três fases, com uma fase inicial na qual foi definido o modelo conceitual com base nas relações entre a orientação estratégica da cadeia de suprimentos, desempenho da cadeia de suprimentos e o desempenho da firma, do ponto de vista operacional. Para identificar o papel do uso de *aprendizado de máquina*, no contexto de custo de transação.

Na Fase I foi realizado o levantamento bibliográfico dos construtos deste trabalho nas bases bibliográficas *Scopus*, *Science Direct* e *Web of Science*. Na Fase II, correspondente à pesquisa qualitativa, o conteúdo dos construtos e relações propostas foram testados por meio de dez entrevistas focalizadas com profissionais que atuam na área de cadeia de suprimentos, ou correlata, que utilizem *aprendizado de máquina* em suas atividades. Os resultados obtidos foram aplicados à Fase III, com a utilização da pesquisa quantitativa, por meio de questionário no *Google Docs*, para testar a força da relação entre os construtos que compõem o modelo. Inicialmente, foi realizado um pré-teste e depois serão realizadas as devidas correções o questionário.

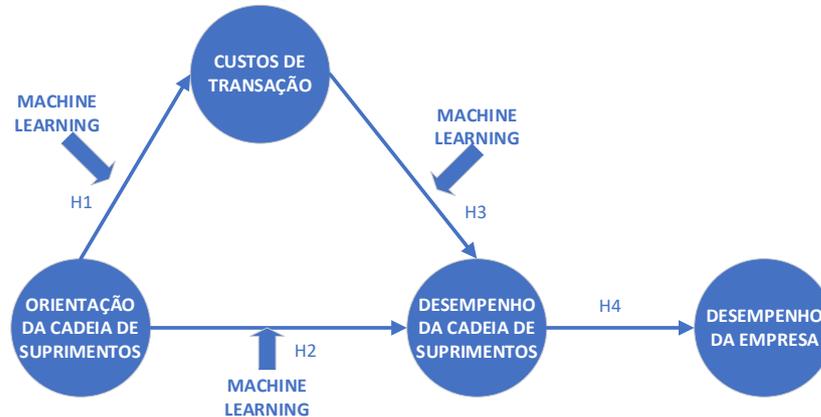
Para demonstrar como os dados coletados responderam ao problema de pesquisa, foi aplicada a análise fatorial exploratória (AFE). A consistência foi testada por meio da validação convergente, discriminante e de confiabilidade da amostra.

3.2 Modelo Conceitual

A tese deste trabalho foi que a moderação do *aprendizado de máquina* tem impactos positivos na relação entre a orientação da cadeia de suprimentos e seu desempenho, entre a orientação da cadeia de suprimentos e custos de transação

e entre custos de transação e desempenho da cadeia de suprimentos, levando a uma definição do desempenho da empresa, de acordo com o modelo apresentado na Figura 3, com as respectivas hipóteses, sendo os construtos deste trabalho orientação da cadeia de suprimentos e desempenho da cadeia de suprimentos, custos de transação e desempenho da empresa. A variável moderadora é o uso de aprendizado de máquina.

Figura 3: Modelo teórico.



Fonte: o autor

As hipóteses são:

- H1: O uso de aprendizado de máquina modera positivamente a relação entre orientação da cadeia de suprimentos e a redução dos custos de transação.
- H2: O uso de aprendizado de máquina modera positivamente a relação entre orientação da cadeia de suprimentos e desempenho da cadeia de suprimentos.
- H3: O uso de aprendizado de máquina modera positivamente a relação entre a redução dos custos de transação e desempenho da cadeia de suprimentos.
- H4: O desempenho da cadeia de suprimentos influencia positivamente o desempenho da empresa.

3.3 Características da Etapa Qualitativa

O caráter dessa fase foi exploratório, com o objetivo de buscar confirmações ou mudanças no modelo, uma vez que o ambiente pesquisado seria dinâmico devido ao avanço das tecnologias e relações entre as organizações.

Como desvantagens e cuidados a serem tomados, os autores elencaram:

- a limitação de tempo para a condução da entrevista;
- a falta ou o excesso de relacionamento, o que depende do investigador;
- excessiva diretividade do entrevistador;
- falta de observação direta dos cenários.

Quanto a esses pontos, houve dificuldades em relação a encontrar horários adequados para os entrevistados, mas o tempo consumido variou entre 50 minutos e 1 hora e 10 minutos, o que se mostrou suficiente para cobrir os tópicos elencados. Não havia relacionamento anterior entre os entrevistados e o entrevistador, sendo que os contatos foram obtidos por meio de contatos comuns. Quanto à diretividade, buscou-se equilibrá-la com perguntas inseridas ao longo da entrevista que visaram explorar pontos apresentados pelos entrevistados. Não foi possível a observação direta dos cenários, considerando-se as falas dos entrevistados como suficientes para traçar o panorama do uso de aprendizado de máquina em suas organizações.

As entrevistas foram conduzidas por meio de recursos remotos, como *Google Meets, Skype, Teams*, etc., pela dificuldade em se marcar encontros presenciais devido à pandemia e/ou à distância em que os entrevistados se encontravam. As entrevistas foram gravadas e transcritas. Os protocolos exigidos para este tipo de pesquisa foram seguidos, como explicação sobre o tema e objetivos da pesquisa, solicitação para proceder a gravação, da manutenção do sigilo sobre o entrevistado, assim como, sobre a empresa.

O universo do estudo abarca profissionais em cargos de gestão que trabalham em organizações que utilizam aprendizado de máquina como ferramenta para automatizar tarefas ou para auxílio em tomadas de decisão nas áreas de logística e cadeia de suprimentos, não importando o seu segmento de atuação. A amostragem foi por conveniência, a partir desse ambiente descrito e da disponibilidade do entrevistado em atender ao pesquisador.

Os perfis dos entrevistados são apresentados no Quadro 1. Os portes das empresas variam entre médio e grande.

Os entrevistados foram devidamente informados do caráter acadêmico das entrevistas e que suas identidades, assim como das empresas em que trabalham, não seriam divulgadas e que nenhum dado sigiloso seria solicitado no transcórre do processo.

Quadro 1: Perfis dos entrevistados

Código do entrevistado	Cargo	Segmento da empresa
E1	<i>Industrial consulter</i>	Plataformas de gestão
E2	<i>Gerente de supply chain</i>	Automobilística
E3	<i>Coordenadora de supply chain</i>	Logística
E4	Diretor	<i>Start up</i> de tecnologia
E5	Diretor de <i>marketing</i>	Automobilística
E6	Vice-presidente de operações	Automobilística
E7	Coordenador de operações	Papel e celulose
E8	Gerente de <i>Supply chain</i>	Automação industrial
E9	Gerente – <i>customer success</i>	TI
E10	Coordenador	Comércio exterior
E11	Analista	Software

Fonte: o autor.

3.4 Etapa da Pesquisa Quantitativa

O questionário utilizado nesta etapa foi fruto da pesquisa bibliográfica, identificando as variáveis de cada constructo conforme indicado nos quadros apresentados ao final de cada tópico do referencial teórico e ajustado a partir dos resultados das entrevistas da etapa qualitativa. O universo foi composto por profissionais de organizações inseridas em cadeias de suprimentos que utilizem aprendizado de máquina em suas atividades.

O questionário englobou informações demográficas sobre a empresa e sobre o respondente, e assertivas sobre os construtos Teoria da Economia dos Custos de Transação (TECT), Orientação Estratégia da Cadeia de Suprimentos (SSCO), Desempenho da Cadeia de Suprimentos (SCP), Desempenho da Organização (FP) e da variável moderadora aprendizado de máquina (ML).

Como pré-teste, o questionário foi aplicado a 10 profissionais. O questionário final foi enviado a 1181 profissionais, identificados no *LinkedIn*, sendo que foram obtidas 121 respostas válidas. Os resultados deste questionário foram analisados, identificando e retirando os *outliers* (deram a mesma resposta para todas as questões ou alegaram não ter experiência com aprendizado de máquina), 5 ao todo. Os dados restantes passaram por estudo de correlações, análise fatorial exploratória com o software SPSS. E, por fim, a análise de equações estruturais, com o software SmartPLS-4.

4 RESULTADOS E ANÁLISES

Nesse capítulo foram apresentados os resultados e análises das fases qualitativas (entrevistas), com o perfil dos entrevistados, a matriz de amarração do roteiro de entrevista e análise das respostas obtidas, e da fase quantitativa (análise fatorial exploratória e equações estruturais), com o perfil dos respondentes, áreas de atuação, segmentos de mercados, aplicações do aprendizado de máquina e análise das respostas às questões.

4.1 Entrevistas

Conforme o perfil apresentado, os entrevistados atuam em empresas de segmentos diferentes e pode-se agrupar os demais dados de seus perfis conforme segue:

- Quanto à escolaridade, 1 entrevistado possui nível superior, 10 pós-graduação;
- 3 entrevistados são formados em Administração de Empresas, 6 em Engenharia, 1 em Estatística, 1 em Economia.
- 1 entrevistado está na função a menos de 2 anos, 4 entre 2 e 5 anos, 6 acima de 5 anos.
- 1 entrevistado está na empresa a menos de 2 anos, 2 entre 2 e 5 anos, 8 acima de 5 anos.

- 1 entrevistado atua em uma empresa com até 99 empregados, 2 entre 100 e 499 empregados e 8 acima de 500 empregados.
- 8 entrevistados atuam em empresa multinacional, 2 em empresa nacional de capital privado, 1 em nacional de capital público.
- As entrevistas seguiram um roteiro, conforme apresentado na matriz de amarração (Quadro 2).

Quadro 2: matriz de amarração

CONSTRUCTO	PERGUNTAS	AUTORES
Teoria dos custos de transação	Quais são os atributos que você considera importante para as transações? Resposta esperada: Identificar os principais elementos da teoria dos custos de transação como: oportunidade, racionalidade limitada, ativos específicos, incerteza e frequência Com que frequência há necessidade de ajustes nos contratos? Resposta esperada: custos ex-ante, custos es-post.	Williansom (1985); farina, Azevedo, Saes (1997)
Orientação da cadeia de suprimentos	Qual o principal objetivo estratégico de sua cadeia de suprimentos? Resposta esperada: Redução de estoques; redução do ciclo de pedido; relação com fornecedores (enxuta). Resposta rápida; customização (ágil).	Qi, Boyer e Zhao (2009)
Desempenho da cadeia	Quais os principais indicadores de desempenho utilizados em sua cadeia de suprimentos? Resposta esperada: (Cadeia de suprimentos orientada para a agilidade e custos). Assim, identificar estratégias relacionadas a qualidade, rapidez, flexibilidade, custos ou confiabilidade.	Sriyakul, Prianto e Jermsittiparsert (2019)
Desempenho da empresa	Em que indicadores de desempenho da empresa o desempenho da cadeia de suprimentos influencia? Resposta esperada: Percentual de participação de mercado, ROI, Variação do percentual de participação, Variação do ROI, Relação lucro – receita, Comparação de desempenho com os concorrentes.	Qrunfleh; Tarafdar (2014)
Aprendizado de máquina	Quais são as aplicações de ferramentas de <i>aprendizado de máquina</i> em sua cadeia de suprimentos? Resposta esperada: previsão de demanda, melhorias de processos.	Domingos (2012); Smith (2018)
	Que tipo de resultado é esperado/alcançado a partir da interação entre uso de <i>aprendizado de máquina</i> e o desempenho da sua cadeia de suprimentos e da empresa? Resposta esperada: maior acuracidade de previsão, melhor percepção de correlação de variáveis. maior participação de mercado; maior margem de lucro; melhor retorno de investimentos; melhor posição competitiva global.	Domingos (2012); Smith (2018); Sriyakul, Prianto e Jermsittiparsert (2019); Qrunfleh, Tarafdar (2014)

Fonte: os autores

As respostas foram analisadas conforme análise de conteúdo, descrito por Bardin (2011).

4.1.1 Custos de Transação

Os entrevistados apresentaram em suas respostas elementos de custos de transação de maneira parcial, mas condizentes com a teoria. O entrevistado E8 que frisou a importância de seus analistas (especificidade de ativos humanos) no processo de construção de cenários para a previsão de demanda (*custos ex ante*). Quanto aos contratos, o entrevistado apontou para fortes negociações iniciais, devido principalmente a características técnicas, mas com um relacionamento tranquilo após a confirmação de pedido, com raras revisões (contratos com racionalização forte).

O entrevistado E7 colocou a incerteza como um fator importante dos custos de transação, uma vez que sua operação está começando e depende muito do comportamento do mercado internacional e de questões econômicas, que têm se mostrado instáveis, além da saúde financeira de seus clientes. Essas incertezas têm levado o entrevistado a renegociar contratos com frequência.

Já o entrevistado E4 considerou que o risco de falhas no sistema são o principal fator de custos de transação em sua empresa, pois podem ter grande impacto nos resultados.

Por sua vez, o entrevistado E6 buscou contratos racionais, com apoio de um forte departamento jurídico, de maneira que a possibilidade de se renegociar um pedido tornou-se remota, incluindo flutuações de demanda e preços, definidas dentro de parâmetros aceitáveis para ambas as partes, assim como formas de pagamento e multas por atraso. Outro ponto apontado pelo entrevistado foi a longa vigência destes contratos. Este entrevistado também citou problemas relacionados à distância dos fornecedores, sendo que alguns estão no extremo oriente (especificidade de localização).

O entrevistado E5 também mostrou uma forte preocupação com a construção de contratos que evite renegociações posteriores, assim como o entrevistado E3, que mantém contratos de longa duração com seus principais clientes.

O entrevistado E2 indicou como custos de transação de sua cadeia a fase de desenvolvimento de produtos devido aos riscos em se dimensionar volumes de produtos e definir pontos de economia.

4.1.2 Orientação Estratégica da Cadeia de Suprimentos

O entrevistado E4 demonstrou preocupação com custos, principalmente os custos logísticos, de grande impacto em sua operação, além da existência de uma lacuna tecnológica entre os elos da cadeia, que, segundo sua visão, não permitiu alcançar melhores resultados. O entrevistado destacou que esse atraso tecnológico das organizações, que utilizam ainda ferramentas da década de 1990, demandou muito investimento para se atualizar.

O entrevistado E2 segue por linha semelhante, elegendo também custos e qualidade como os seus objetivos estratégicos.

O entrevistado E7 apontou que o principal foco estratégico está em atender à demanda, já que a quase totalidade de sua produção já estar comprometida,

utilizando estoques para ajustar qualquer flutuação de demanda, tendo o entrevistado E3 prática semelhante.

O entrevistado E8 demonstrou sua preocupação com as mudanças que estão ocorrendo:

“Eu diria que pegando o cenário que a gente vive hoje, que é uma taxa de mudança exponencial de tecnologia, eu diria, usando um termo, é a capacidade de adaptação. Ter uma cadeia de suprimentos que reaja muito rapidamente a essas variações que a gente tem hoje e, principalmente, que seja capaz de absorver essas tecnologias que vão justamente nos dar capacidade de lidar com isso.”

Já o entrevistado E6 apontou para a dificuldade de se fazer previsões:

“Cada vez mais, o sistema, a gente usa para o seguinte: o histórico do que aconteceu você repete, tanto do ponto de vista de sazonalidade, quanto o ponto de vista de volume, capacidade etc. O que você poderia dizer é que o passado não reflete o futuro. Aí eu acho que o aprendizado de máquina vai atuar de maneira forte.”

O entrevistado E5 considerou que a estratégia de sua cadeia engloba a busca pelo lucro, redução de estoques, um bom relacionamento com fornecedores, se enquadrando, assim como uma cadeia enxuta.

4.1.3 Indicadores de Desempenho da Cadeia de Suprimentos

Para o entrevistado E8 o principal indicador foi OTIF (*on time, in full*), que considera a entrega na data e na quantidade solicitada: “é um indicador que de certa forma mostra o final na da cadeia, mas ele tem um input enorme para todo o fluxo de atendimento da ordem”.

E7 considerou indicadores ligados a tempos de atendimento como importantes para sua operação: “*Lead time*, tempo de importação, nós temos operado com o tempo muito interessante, 25 a 30 dias em um processo marítimo é muito rápido”. O entrevistado E6 também colocou a questão de tempos de espera internacionais como um forte indicador de desempenho em sua cadeia, além da capacidade do fornecedor em atender à produção, qualidade e custos de transportes.

Os entrevistados E2 e E4 colocaram como indicador principal o nível de serviço ao cliente (SLA), principalmente ligado à qualidade de entrega, de certa forma alinhado com os respondentes anteriores, enquanto o entrevistado E5 teve nos indicadores ligados a custos a sua principal preocupação.

4.1.4 Desempenho Organizacional

A visão geral dos entrevistados foi de que o desempenho da cadeia de suprimentos afeta o desempenho da empresa. Parte significativa dos entrevistados indicaram o impacto no faturamento e no lucro ou resultados (E2, E3, E6, E8). O entrevistado E2 apontou o impacto direto no EBITDA da empresa. O entrevistado E4 considerou que o principal impacto está no preço do produto.

O entrevistado E7, além de questões financeiras (fluxo de caixa), apontou que o desempenho da cadeia impacta na relação com os clientes, na qualidade e nível de serviço e o entrevistado E3 indicou a participação de mercado como sendo consequência do desempenho da cadeia de suprimentos.

4.1.5 Aprendizado de Máquina

O uso de aprendizado de máquina nas empresas estudadas trouxe, conforme os entrevistados, benefícios aos resultados de seus processos. A pesquisa explorou duas questões sobre aprendizado de máquina: suas aplicações e os resultados obtidos.

4.1.6 Aplicações

As aplicações de aprendizado de máquina concentraram-se nas respostas esperadas, como previsão de demanda (E2, E5, E6, E9).

Outros entrevistados, como E8, utilizaram aprendizado de máquina para atendimento ao cliente por meio de *chatbots*, o que se enquadra também nas respostas esperadas como melhoria de processos, além de servir como fonte de dados para previsão.

O entrevistado E7 teve no mapeamento de processos a sua utilização, entendendo como cada etapa se relaciona com as demais e que pontos são passíveis de melhorias. O entrevistado E6 indicou que há projeto para interligar a área de vendas e a área de *supply chain* para controlar todo o ciclo de pedido, identificando os lotes mínimos de produção, comportamento de demanda de subcomponentes. Outras aplicações apresentadas por este entrevistado foram no planejamento, programação e controle de produção (PPCP), na criação e cenários de mercado e escolha de modais de transporte.

Já o entrevistado E4 utilizou o aprendizado de máquina para reconhecimento de imagens em processos logísticos, identificando cargas, contêineres, para a melhoria do fluxo de informação.

4.1.7 Resultados Obtidos

A acurácia da ferramenta foi apontada pelo entrevistado E8 como um grande ganho para a empresa:

“A gente faz assim, mantendo o processo atual de planejamento eu teria um nível de acurácia x, que é o padrão das empresas, não passa de 70%, quando a gente começa a usar esse modelo, ele fala para a gente o seguinte “se você usasse esse método que o modelo inteligente está fazendo, a sua acurácia estaria num nível x mais alguma coisa”. E o que está mostrando para a gente nos últimos 3 meses é que existe esse mais alguma coisa.”

Ainda no campo da acurácia, E6 também o considerou um grande benefício para o planejamento de componentes importados, reduzindo os tempos de espera para os clientes, o entrevistado E1 o utilizou na previsão de demanda do mercado

consumidor e o entrevistado E4 teve como a qualidade de informação por leitura de imagens o seu grande ganho.

O entrevistado E2 apontou para os ganhos financeiros, como maior margem de lucro.

4.2 Questionário

Nos Quadros de 3 a 7 são apresentadas medidas relacionadas dos construtos.

Quadro 3: medidas sobre orientação estratégica da cadeia de suprimentos

Código	Medida	Orientação	Autor
SSCO_1	Redução de estoques.	Enxuta	Qi, Boyer e Zhao (2009)
SSCO_2	Redução do ciclo de pedido.	Enxuta	Qi, Boyer e Zhao (2009)
SSCO_3	Relação de longo prazo com fornecedores	Enxuta	Qi, Boyer e Zhao (2009)
SSCO_4	Rapidez de resposta às mudanças no ambiente.	Enxuta	Qi, Boyer e Zhao (2009); Rahimi et al. (2020)
SSCO_5	Redução do custo total de operação	Enxuta	Rahimi et al. (2020)
SSCO_6	Diferenciação para atender a vários perfis de clientes.	Ágil	Rahimi et al. (2020)
SSCO_7	Integração da cadeia de suprimentos por TI	Ágil	Rahimi et al. (2020)
SSCO_8	Coordenação de projetos	Ágil	Rahimi et al. (2020)
SSCO_9	Coordenação de produção	Ágil	Rahimi et al. (2020)
SSCO_10	Desenvolvimento de novos produtos	Ágil	Rahimi et al. (2020)
SSCO_11	Relacionamento baseado em confiança com fornecedores	Ágil	Rahimi et al. (2020)
SSCO_12	Relacionamento baseado em confiança com clientes		
SSCO_13	Fluxo de informação ao longo da cadeia	Ágil	Rahimi et al. (2020)
SSCO_14	Customização conforme necessidade do cliente	Ágil	Rahimi et al. (2020)
SSCO_15	Aumento da velocidade de entrega	Ágil	Rahimi et al. (2020)
SSCO_16	Grau de customização	Enxuta+Ágil	Qi, Boyer e Zhao (2009); Rahimi et al. (2020)
SSCO_17	Planejamento baseado em previsões de demanda em contratos já firmados	Enxuta+Ágil	Qi, Boyer e Zhao (2009); Rahimi et al. (2020)
SSCO_18	Planejamento baseado em previsões de demanda em pedidos já firmados	Enxuta+Ágil	Qi, Boyer e Zhao (2009); Rahimi et al. (2020)

Fonte: o autor.

Quadro 4: medidas sobre teoria dos custos de transação.

Código	Medida	Palavra-chave	Autor
TECT_1	Custo da elaboração do documento	Pressuposto/Oportunismo/ Custo <i>ex ante</i>	Williansom (1985)
TECT_2	Custo para correção de desalinhamentos posteriores	Pressuposto/Oportunismo/ Custos <i>ex post</i>	Williansom (1985)

TECT_3	Maximização dos resultados	Pressuposto/Oportunismo/ Racionalidade forte	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_4	Adaptações do contrato a posteriore	Pressuposto/Oportunismo/ Racionalidade limitada	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_5	Ausência de resposta racional	Pressuposto/Oportunismo/ Racionalidade fraca	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_6	Frequência em que parceiros buscam ter vantagens na negociação sobre a minha empresa.	Pressuposto/Oportunismo	Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_7	Confiabilidade na repetição da transação	Pressuposto/Racionalidade limitada	Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_8	Variância dos possíveis resultados	Pressuposto/Racionalidade limitada	Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_9	Inclusão salvaguardas	Pressuposto/Racionalidade limitada	Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_10	Contratos de longo prazo.	Dimensões da transação/ Frequência	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_11	Conhecimento sobre seus parceiros	Dimensões da transação/ Frequência	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_12	Variabilidade do ambiente	Dimensões da transação/ Incerteza	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_13	Desconhecimento dos cenários futuros	Dimensões da transação/ Incerteza	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_14	Dificuldade de medir os desempenhos da cadeia de suprimentos.	Dimensões da transação/ Incerteza	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_15	Proximidade física dos parceiros	Dimensões da transação/ Especificidade do Ativo/ Especificidade Locacional	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_16	Facilidade de acesso às instalações dos parceiros.	Dimensões da transação/ Especificidade do Ativo/ Especificidade Locacional	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_17	Condições da infraestrutura logística regionais da localização da fábrica	Dimensões da transação/ Especificidade do Ativo/ Especificidade Locacional	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)

TECT_18	Condições da infraestrutura logística regionais da localização do centro de distribuição.	Dimensões da transação/ Especificidade do Ativo/ Especificidade Locacional	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_19	Perda de valor no reemprego dos ativos adquiridos para atender um cliente específico.	Dimensões da transação/ Especificidade do Ativo/ Ativos fixos	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997); Dyer (1997)
TECT_20	Defasagem da tecnologia utilizada.	Dimensões da transação/ Especificidade do Ativo/ Ativos fixos	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_21	Domínio de novos conhecimentos.	Dimensões da transação/ Especificidade do Ativo/ Ativos fixos	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_22	Capacitação dos colaboradores devido a um novo contrato	Dimensões da transação/ Especificidade do Ativo/ Ativos humanos	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_23	Contratação de colaboradores devido a um novo contrato	Dimensões da transação/ Especificidade do Ativo/ Ativos humanos	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997); Dyer (1997)
TECT_24	Retorno sobre investimentos feitos para atender um determinado contrato.	Dimensões da transação/ Especificidade do Ativo/ Ativos dedicados	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997); Dyer (1997)
TECT_25	Valor da sua marca na construção de um contrato.	Dimensões da transação/ Especificidade do Ativo/ Especificidade da marca	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_26	Força da marca no mercado.	Dimensões da transação/ Especificidade do Ativo/ Especificidade da marca	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_27	Tempo de entrega dos produtos aos clientes.	Dimensões da transação/ Especificidade do Ativo/ Especificidade temporal	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_28	Obsolescência do produto.	Dimensões da transação/ Especificidade do Ativo/ Especificidade temporal	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_29	Perecibilidade do produto.	Especificidade temporal	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)
TECT_30	Obsolescência do produto	Especificidade temporal	Williansom (1985); Farina, Azevedo, Saes (1997)

Fonte: o autor.

Quadro 5: medidas sobre *aprendizado de máquina*

Código	Medida	Palavra-chave	Autor
ML_1	Capacidade de classificação	Representação	Domingos (2012); Smith (2018)
ML_2	Taxa de erro	Avaliação	Domingos (2012); Smith (2018)
ML_3	Resposta ótima	Otimização	Domingos (2012); Smith (2018)
ML_4	Ausência de interface humana	Não supervisionado	Domingos (2012); Smith (2018)
ML_5	Grau de interface humana	Supervisionado	Domingos (2012); Smith (2018)
ML_6	Correlações entre variáveis	Supervisionado	Domingos (2012); Smith (2018)
ML_7	Classificar massa de dados	Supervisionado	Domingos (2012); Smith (2018)
ML_8	Reconhecimento de padrões	Supervisionado	Domingos (2012); Smith (2018)

Fonte: o autor

Quadro 6: assertivas sobre desempenho da cadeia de suprimentos

Código	Medida	Palavra-chave	Autor
SCP_1	Entrega correta do produto	Qualidade	Sriyakul, Prianto e Jermittiparsert (2019)
SCP_2	Conformidade com a solicitação	Qualidade	Sriyakul, Prianto e Jermittiparsert (2019)
SCP_3	Tempo de ciclo de produto	Rapidez	Sriyakul, Prianto e Jermittiparsert (2019)
SCP_4	Grau de customização	Flexibilidade	Sriyakul, Prianto e Jermittiparsert (2019)
SCP_5	Redução de custos logísticos	Custos	Sriyakul, Prianto e Jermittiparsert (2019)
SCP_6	Entrega no local combinado	Confiabilidade	Sriyakul, Prianto e Jermittiparsert (2019)
SCP_7	Atendimento na quantidade correta	Confiabilidade	Sriyakul, Prianto e Jermittiparsert (2019)
SCP_8	Entregar os produtos na data prometida	Confiabilidade	Sriyakul, Prianto e Jermittiparsert (2019)

Fonte: o autor.

Quadro 7: assertivas sobre desempenho da empresa

Código	Medida	Palavra-chave	Autor
FP_1	Participação de mercado	Participação de mercado	Qrunfleh; Tarafdar (2014)
FP_2	Nível de retorno sobre os investimentos em estrutura	Retorno de investimento	Qrunfleh; Tarafdar (2014)
FP_3	Nível de retorno sobre os investimentos em equipamentos	Retorno de investimento	Qrunfleh; Tarafdar (2014)
FP_4	Apresentar crescimento do percentual de participação do mercado em que atua	Crescimento da participação de mercado	Qrunfleh; Tarafdar (2014)
FP_5	Aumento o nível de retorno sobre os investimentos em estrutura	Crescimento do retorno de investimento	Qrunfleh; Tarafdar (2014)
FP_6	Aumento o nível de retorno sobre os investimentos em equipamentos	Crescimento do retorno de investimento	Qrunfleh; Tarafdar (2014)
FP_7	Aumento a margem de lucro da empresa	Margem de lucro nas vendas	Qrunfleh; Tarafdar (2014)
FP_8	Melhores resultados em comparação com o desempenho dos concorrentes.	Posição competitiva global	Qrunfleh; Tarafdar (2014)

Fonte: o autor.

4.3 Perfil dos Respondentes do Questionário

As funções dos 121 respondentes estão distribuídas conforme segue: analistas (35,9%) e supervisores (16,3%); diretores (15,2%), gerentes (12,0%) e CEOs (5,4%), garantindo um equilíbrio entre as visões tático-operacionais e estratégicas.

Quanto à formação dos gestores, houve uma predominância de profissionais de áreas técnicas, como engenharia, logística e tecnologia de informação.

Outros pontos questionados referiram-se ao tempo na função e tempo na empresa. Ambos apresentaram altas proporções para tempos acima de 5 anos: 41,3% na empresa e 55,4% na função. Entre 2 e 5 anos na função representou 25% dos respondentes e na empresa 28,3%. Os que responderam estar abaixo de 2 anos na empresa representam 30,4% e na função 19,6%.

Quanto à origem do capital da empresa, 53,3% são multinacionais e 46,7% são nacionais. Os segmentos em que atuam são diversos, sendo os três principais são: Logística, Consultoria e projetos/construção civil.

A questão sobre as características do produto da empresa aceitava mais do que uma resposta. Assim, os resultados foram:

- 58 respondentes indicaram a demanda de cada tipo de produto final varia rapidamente;
- 14 respondentes indicaram que o tempo de lançamento do novo produto no mercado é muito curto;
- 77 respondentes indicaram que o volume de cada tipo de produto final é muito alto;
- respondentes indicaram que a tecnologia de processo tem ciclo de vida muito curto;
- 34 respondentes indicaram que o intervalo de introdução de novos produtos é muito curto.

Quanto ao tempo de mercado, 87% dos respondentes apontaram que as empresas estão atuando há mais de 5 anos, 4,3% entre 2 e 5 anos e 8,7% das empresas estão há menos de 2 anos. A predominância foi a de grandes empresas, tanto no quesito tamanho (número de funcionários) quanto no faturamento (Figuras 15 e 16).

Em relação ao uso de aprendizado de máquina, 35,9% dos respondentes indicaram que as empresas o utilizam há mais de 3 anos, enquanto 35,9% entre 1 e 3 anos e 28,3% das empresas o utilizam há menos de 1 ano. Quanto ao tipo de aprendizado de máquina, 85,9% das respostas apontaram que as empresas utilizam o tipo supervisionado, 7,6% por reforço e 6,5% não supervisionado. A plataforma mais utilizada é a da Microsoft, seguida do Google.

Em relação à questão sobre o emprego do aprendizado de máquina, as respostas podiam ser múltiplas, e as principais foram:

- Avaliação de fornecedores foi apontada 11 vezes;
- Classificação de clientes, 20 vezes;
- Classificação de materiais, 15 vezes;

- Programação de produção, 36 vezes;
- Gestão de transportes, 29 vezes;
- Otimização de cargas, 35;
- Otimização de estoques, 47;
- Planejamento de distribuição, 42;
- Previsão de demanda, 84 vezes;
- Programação de produção, 58

As aplicações que se destacam na utilização de *aprendizado de máquina* são as de caráter operacional, como otimização de cargas e de estoques, programação de produção e gestão de transportes. Aspectos ligados ao ambiente externo da empresa, como avaliação de fornecedores, classificação de clientes e suporte ao cliente aparecem em menor número, indicando uma predominância do uso de *aprendizado de máquina* voltado para as operações internas da empresa.

4.4 Análise Fatorial Exploratória (AFE)

Aos questionários respondidos procedeu-se a análise fatorial exploratória (AFE). Os autores complementam que análise fatorial como uma abordagem estatística utilizada para analisar interrelações entre muitas variáveis e explicá-las conforme suas dimensões inerentes comuns, chamadas de fatores ou componentes principais, de maneira que haja uma perda mínima de informação. Nessa análise de componentes principais, os escores foram salvos para que na segunda etapa sejam utilizados para mensurar as variáveis latentes de segunda ordem, com a utilização do software *SmartPLS 4.0*.

Dessa forma, procedeu-se uma análise fatorial exploratória (AFE) para identificar a formação de fatores para cada construto. Não houve dados não preenchidos nas respostas, de maneira que não houve a necessidade de se utilizar qualquer técnica para preencher os espaços em brancos. O método de extração utilizado foi o dos componentes principais.

Os *Engevalues* ou autoavalores que apresentam resultados maiores que 1 indicam as variáveis são significantes. Comunalidades é a quantia total de variância que uma variável original compartilha com todas as outras variáveis incluídas na análise (HAIR et al, 2015).

4.4.1 AFE do Construto SSCO

Ao se executar a AFE do construto de orientação estratégica da cadeia de suprimentos, o resultado do coeficiente KMO/MAS (medida da adequação da amostra) foi 0,686, acima de 0,5, indica que a amostra é adequada. (HAIR et al, 2005). As variáveis foram agrupadas em 5 fatores, que apresentam variância média extraída de 71,87%.

Os fatores agruparam as variáveis da seguinte maneira:

- SSCO_Flexibilidade: SSCO_4, SSCO_6, SSCO_12, SSCO_14 e SSCO_16;
- SSCO_Uso de TI: SSCO_7, SSCO_8, SSCO_9 e SSCO_10;

- SSCO_Relacionamento_de_longo_prazo: SSCO_3, SSCO_11, SSCO_17 e SSCO_18;
- Fator 4 (retirado): SSCO_5, SSCO_13, SSCO_15;
- Fator 5 (retirado): SSCO_1 e SSCO_2

O fator 4 foi retirado pois as cargas de SSCO_15 e SSCO_13 estarem abaixo de 0,6. O fator 5 foi retirado por ser formado por apenas 2 variáveis (SSCO_1 e SSCO_2) e que apresentam concentração de respostas 4 e 5 (Figura 20). Os valores do alfa de *Cronbach* são maiores do que 0,7, o que, conforme Hair et al (2005), é o valor mínimo aceitável.

O escore SSCO_Flexibilidade apresentou KMO de 0,822, portanto é uma amostra é adequada. A variância total extraída foi de 70,3%, formando um único fator, com todas as cargas maiores do que 0,6. O alfa de *Cronbach* é igual a 0,892, uma alta confiabilidade.

O escore SSCO_Uso_de_TI, é formado pelas variáveis SSCO_9, SSCO_7, SSCO_8 e SSCO_10. Também se mostrou consistente, com KMO de 0,705, variância média extraída de 62,058%, todas as cargas maiores que 0,6 e alfa de *Cronbach* igual a 0,792 (Apêndice G).

O terceiro fator (Relacionamento de longo prazo) é formado pelas variáveis SSCO_17, SSCO_3, SSCO_18 e SSCO_11, com KMO de 0,710, variância média extraída de 67,861%, todas as cargas maiores que 0,6, alfa de *Cronbach* igual a 0,840 (Apêndice G).

4.4.2 AFE do Construto TECT

Para o construto da teoria da economia dos custos de transação, o KMO encontrado foi de 0,635, indicando que a amostra é adequada. As médias das respostas das 30 variáveis apresentaram valores acima de 3, indicando uma tendência à concordância com as assertivas.

A variância média extraída foi de 75,622%, com 8 componentes, com alfa de *Cronbach* de 0,916. Os escores formados foram:

- TECT_Custos_pós: TECT_10, TECT_12, TECT_4, TECT_20, TECT_11;
- TECT_Incerteza: TECT_14, TECT_13 e TECT_30;
- TECT_Localização: TECT_18, TECT_17, TECT_7;
- TECT_Oportunismo: TECT_6, TECT_9 e TECT_26;
- Fator 5 (desconsiderado devido às cargas de TECT_16 e TECT_25 serem baixas): TECT_27, TECT_16 e TECT_25;
- TECT_Conhecimento: TECT_3, TECT_22, TECT_28, TECT_23;
- Fatores 7 e 8: desconsiderados devido às baixas cargas encontradas.

Para o escore TECT_Custos_pós os resultados foram: KMO de 0,809, variância média extraída de 57,717%, todas as cargas acima de 0,6, alfa de *Cronbach* igual a 0,812. O escore TECT_Incerteza apresentou KMO de 0,610, variância média extraída de 73,899%, todas as cargas acima de 0,6 e alfa de *Cronbach* igual a 0,710. O escore TECT_Localização apresentou KMO de 0,674, variância média extraída de 79,460%, todas as cargas acima de 0,6 e alfa de *Cronbach* igual a 0,

736. Para o escore TECT_Oportunismo, o valor de KMO foi de 0,668, variância média extraída de 67,341%, todas as cargas maiores do que 0,6 e alfa de *Cronbach* de 0,757. O escore TECT_Conhecimento teve KMO de 0,767, variância média extraída de 64,080%, cargas maiores que 0,6 e alfa de *Cronbach* de 0,804.

4.4.3 AFE do Construto ML

As médias das variáveis que compõem o construto aprendizado de máquina estão todas acima de 3, indicando tendência a concordância com as assertivas. A medida de adequação da amostra KMO é de 0,862, foram agrupadas em um fator, com variância média extraída de 63,432%. Todas as variáveis apresentaram carga superior a 0,6, portanto, não houve descarte de variáveis. O alfa de *Cronbach* foi de 0,912.

4.4.4 AFE de SCP

No caso do construto de desempenho da cadeia de suprimentos, as médias também apresentaram valores superiores a 3, com KMO de 0,820, conforme resultados apresentados no apêndice G, com 2 fatores com variância média extraída de 75,542%. O alfa de *Cronbach* é de 0,899 e os agrupamentos (escores) das variáveis ficaram da seguinte maneira:

- SCP_Confiabilidade: SCP_6, SCP_5, SCP_7 e SCP_8;
- SCP_Customização: SCP_1, SCP_2, SCP_3 e SCP_4.

O escore SCP_Confiabilidade apresentou KMO de 0,774, variância média extraída de 75,165%, cargas acima de 0,6 e alfa de *Cronbach* de 0,883. O escore SCP_Customização teve KMO igual a 0,730, a carga da variável SCP_4, ao se executar a AFE com todas as variáveis, ficou um pouco abaixo de 0,6 (0,520), nas foi decidido mantê-la devido à pouca diferença. A variância média extraída foi de 72,699%, com todas as cargas acima de 0,6. O alfa de *Cronbach* permaneceu elevado, em 0,858.

4.4.5 AFE de FP

O construto desempenho da organização apresentou médias das variáveis acima de 3, KMO de 0,790, variância total extraída de 73,264%, em dois fatores e Alpha de *Cronbach* de 0,885.

Os escores ficaram constituídos da seguinte forma:

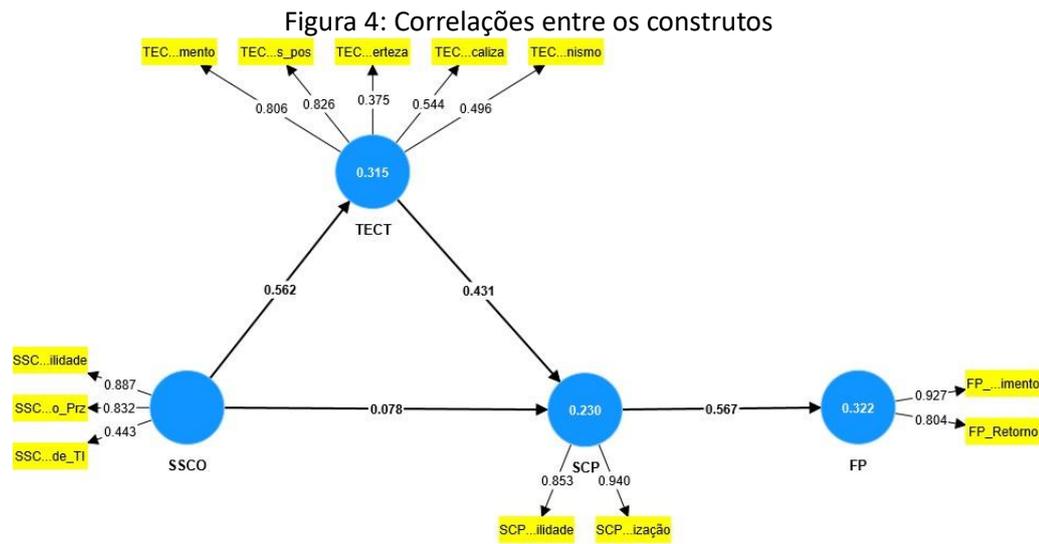
- FP_Crescimento: FP_8, FP_2, FP_4, FP_7 e FP_1;
- FP_Returno: FP_5, FP_6 e FP_3.

O escore FP_Crescimento teve KMO de 0,768, variância média extraída de 64,821%, cargas acima de 0,7 e alfa de *Cronbach* de 0,861. O escore FP_Returno apresentou KMO de 0,738, variância média extraída de 86,535%, cargas acima de 0,9 e alfa de *Cronbach* de 0,922.

4.5 Testes de Hipóteses

A partir da pesquisa exploratória, por meio do processamento no *software SmartPLS 4.0*, analisou-se as relações diretas entre os construtos orientação estratégica da cadeia de suprimentos (SSCO), economia dos custos de transação (TECT), desempenho da cadeia de suprimentos (SCP) e desempenho da organização (FP). No modelo, TECT é uma variável mediadora entre SSCO e SCP.

O resultado com os coeficientes de correlação para o Modelo 1 foi apresentado na Figura 4.



Fonte: o autor.

Os indicadores do Modelo 1 são escores fatoriais, conforme descrito na AFE. A correlação entre TECT e os escores TECT_oportunismo, TECT_Localização e TECT_Incerteza apresentaram valores abaixo de 0,6, mas foram mantidos pois as variáveis que os compõem apresentaram cargas altas. As variáveis latentes apresentaram valores acima de 0,6 na avaliação de mensuração e maiores que os valores das correlações entre as dimensões, conforme o critério de Fornell-Larcker.

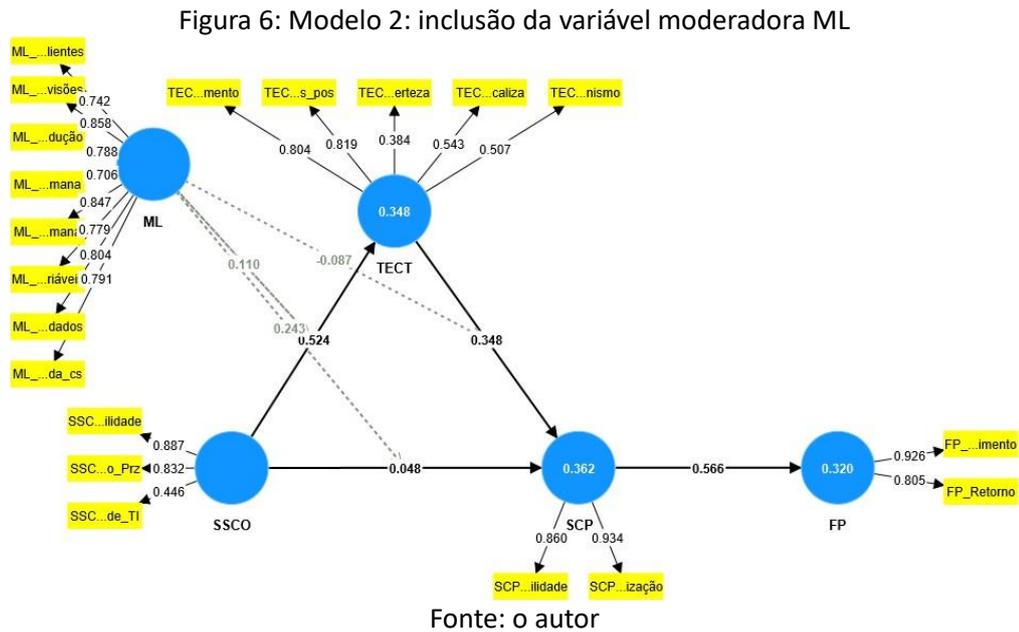
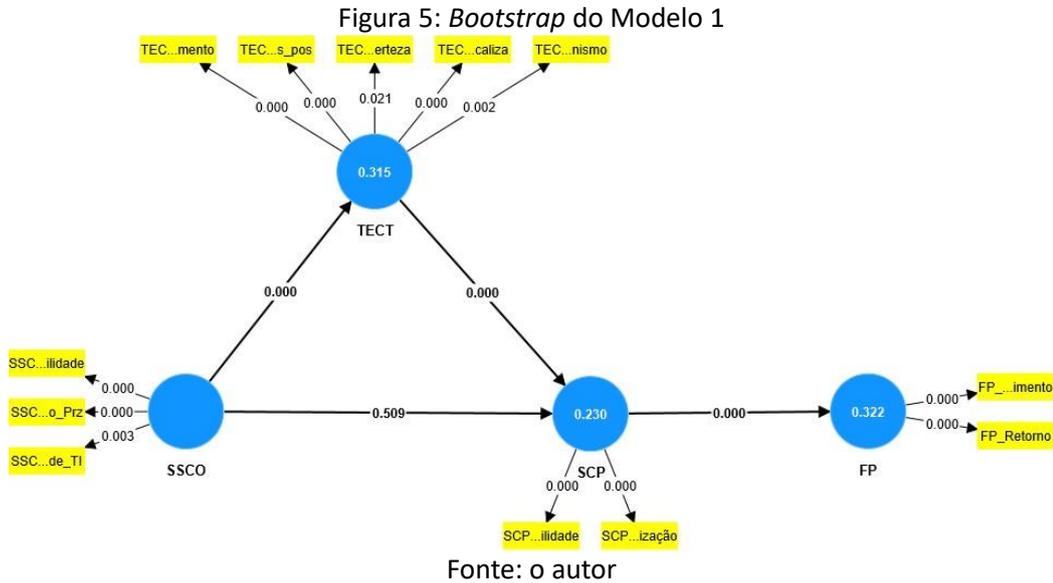
Os alfas de *Cronbach* apresentaram os seguintes valores: 0,686 para o construto FP, 0,767 para SCP, 0,583 para SSCO e 0,616 para TECT. Apesar do valor para SSCO estar abaixo de 0,6, foi aceito pela proximidade e pela aceitação pelo critério de *Fornell-Larcker*, descrito anteriormente. Os coeficientes de R^2 ajustados foram 0,316 para FP, 0,217 para SCP e 0,310 para TECT.

Na Figura 5 está apresentado o resultado do cálculo de *bootstrap* para o Modelo 1. Com exceção da conexão entre SSCO e SCP (p -value=0,509), todas foram significativas. Da mesma forma os efeitos indiretos específicos sobre FP, com exceção de SSCO e SCP, foram significativos.

Na Figura 6 é apresentado o Modelo 2 com a inclusão da variável moderadora ML (aprendizado de máquina) entre as relações entre SSCO e TECT, SSCO e SCP, e TECT e SCP.

Os alfas de *Cronbach* apresentaram valores acima de 0,6, com exceção de SSCO, com um valor um pouco abaixo (0,583), aceito pela proximidade e pelas cargas

altas de suas variáveis. Da mesma forma que o modelo 1, as variáveis latentes apresentaram valores acima de 0,6 na avaliação de mensuração e maiores que os valores das correlações entre as dimensões, de acordo com o critério de *Fornell-Larcker*. Os valores de VIF (colinearidade) ficaram abaixo de 2 para os escores.

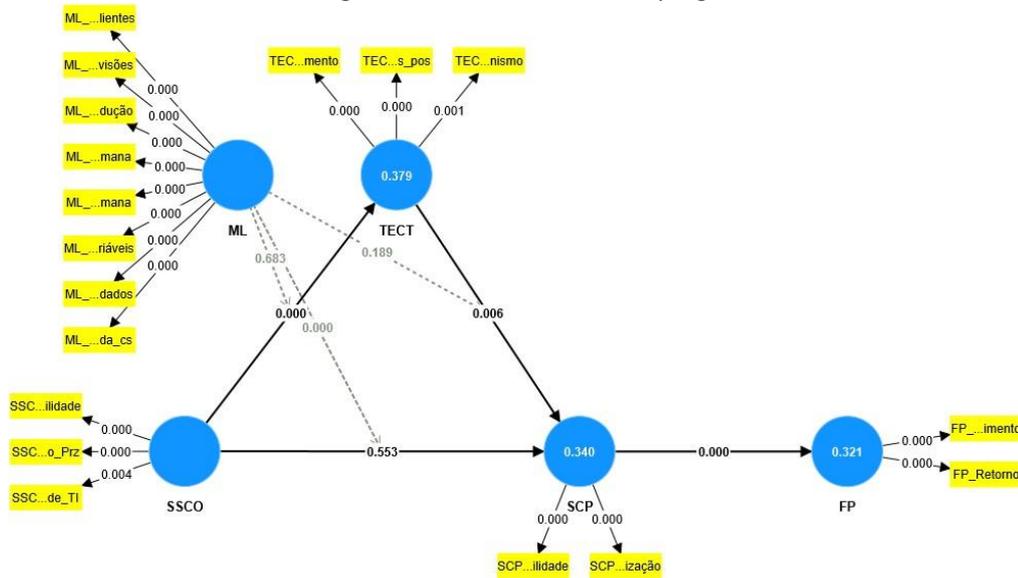


O *bootstrap* do Modelo 2 (Figura 7) foi executado 10.000 vezes, com $p\text{-value} < 0,01$. A análise dos efeitos indiretos específicos sobre FP que, com exceção da relação SSCO-SCP ($p\text{-value} = 0,517$), apresentam relação significativa ($p\text{-value} < 0,05$). A validade discriminante conforme o critério de *Fornell-Larcker* para o construto ML foi de 0,791, enquanto os demais permaneceram inalterados. Comparando-se os dois modelos, a partir dos resultados de R^2 ajustado, obteve-se:

- Para o construto TECT: um aumento de 6,77% (de 0,31 para 0,331);

- Para o construto SCP: um aumento de 54,38% (de 0,217 para 0,335)
- Para o construto FP: sem alteração. (0,316).

Figura 7: Modelo 2: *bootstrapping*



Fonte: o autor.

Percebeu-se que com um forte uso de aprendizado de máquina, alinhado com a orientação estratégica da cadeia de suprimentos, o desempenho da cadeia aumenta, enquanto diminui com a redução de seu uso. O impacto do uso de aprendizado de máquina na redução dos custos de transação a partir da orientação estratégica da cadeia apresentou comportamento similar independentemente do nível do uso, conforme apresentado na Figura 30. O impacto do uso de aprendizado de máquina no desempenho da cadeia a partir da dos custos de transação também apresentou comportamento similar independentemente do nível do uso, ou seja, aumenta o desempenho da cadeia.

Respondendo às hipóteses desse trabalho:

- H1: O uso de aprendizado de máquina moderou positivamente a relação entre orientação da cadeia de suprimentos e a redução dos custos de transação. Independente do grau do uso de aprendizado de máquina os custos de transação foram reduzidos. O aumento do coeficiente do R² ajustado também corrobora a hipótese.
- H2: O uso de aprendizado de máquina moderou positivamente a relação entre orientação da cadeia de suprimentos e desempenho da cadeia de suprimentos. Os resultados mostraram que, apesar da relação não ser significativa, o desempenho da cadeia aumenta com o uso mais intenso do aprendizado de máquina. A hipótese foi aceita.
- H3: O uso de aprendizado de máquina moderou positivamente a relação entre a redução de custos de transação e desempenho da cadeia de suprimentos. Da mesma forma que H1, a hipótese foi aceita, independentemente do nível do uso de aprendizado de máquina.

- H4: O desempenho da cadeia de suprimentos influenciou positivamente o desempenho da empresa. Os modelos mostraram que a conexão entre o desempenho da cadeia e o desempenho da empresa foi significativo e que houve correlação entre os construtos. A hipótese foi aceita.

Dessa forma, as hipóteses foram aceitas, demonstrando o impacto de aprendizado de máquina nos construtos e em suas relações, trazendo ganhos para a empresa.

5 CONCLUSÕES

Os avanços tecnológicos trazem mudanças para as empresas no que se refere aos seus processos, estratégias, aos relacionamentos com seus parceiros de cadeia de suprimentos, participação de mercado. Esse trabalho propôs-se a estudar o impacto do desempenho da cadeia de suprimentos no desempenho organizacional a partir da aplicação de aprendizado de máquina nas relações entre os elos dessa cadeia, considerando a economia dos custos de transação como uma variável mediadora entre a orientação da cadeia de suprimentos e o desempenho da cadeia.

As escalas dos construtos, criadas em decorrência das pesquisas bibliográficas e qualitativa (entrevistas com gestores), mostraram-se adequadas para a etapa quantitativa. Demonstrou-se que há relação entre esses desempenhos, e que o uso do aprendizado de máquina afeta essa relação.

Quanto aos objetivos específicos, foram alcançados, conforme segue:

- As características dos tipos de aprendizado de máquina foram identificadas a partir das respostas obtidas por meio dos questionários.
- Da mesma maneira, as aplicações de aprendizado de máquina na cadeia de suprimentos foram identificadas.
- Estudar o uso de aprendizado de máquina conforme o alinhamento estratégico da cadeia de suprimentos.
- Identificou-se que os resultados na gestão do desempenho da cadeia de suprimentos a partir de uso de aprendizado de máquina são mais de caráter interno, uma vez que as aplicações se referem a atividades de planejamento e programação de atividades internas.

As hipóteses H1, H2, H3 e H4 foram confirmadas, já que o uso de aprendizado de máquina apresenta efeitos moderadores positivos sobre a relação entre os construtos. Apesar da relação não ser significativa entre a orientação estratégica da cadeia de suprimentos e o desempenho da cadeia da cadeia, demonstrou-se que o desempenho é impactado pelo uso do aprendizado de máquina.

As variáveis originais do questionário ligadas aos custos de transação de oportunidade e de incerteza, que foram agrupadas em escores, apresentaram cargas baixas, mas foram mantidas devido às variáveis originais apresentarem cargas altas. Questões ligadas à oportunidade (custos de correção de desalinhamento posterior, ausência de resposta racional), ativos fixos (defasagem tecnológica, perda de valor no reemprego de ativos), especificidades de tempo (obsolescência de produto), racionalidade (variância de possíveis

resultados) e especificidade locacional (proximidade física de parceiros) foram retidas por apresentarem baixas cargas. Esse resultado se alinha com as falas dos entrevistados que indicaram que essas questões não ocorrem em suas relações com os parceiros da cadeia de suprimentos, uma vez que os contratos são minuciosamente construídos por advogados, que exercem a busca da racionalidade sem uso de aprendizado de máquina, não havendo espaço para esse tipo de comportamento. Em relação à especificidade locacional, explica-se a sua retirada pelo fato das empresas nas quais os entrevistados atuam participarem de cadeias globais e, portanto, distâncias e tempos de respostas já serem fatores considerados em seus planejamentos.

5.1 Implicações do Estudo

O modelo proposto auxilia no entendimento, por parte dos gestores, sobre os impactos do uso de aprendizado de máquina nos processos da cadeia de suprimentos. As variáveis identificadas demonstram a preocupação em atender os clientes a partir, principalmente, de atividades internas, como customização de produtos, redução de custos e atividades estendidas como entrega dos produtos, visando retorno sobre investimentos realizados.

Em relação à cadeia de suprimentos, tanto em relação à orientação estratégica quanto ao desempenho, não houve uma clara divisão entre as assertivas relacionadas à cadeia ágil e à cadeia enxuta. No escore SSCO_Flexibilidade, aparece a variável SSCO_4 (rapidez de resposta às mudanças de ambiente), assim como a variável mista SSCO_16 (certo grau de customização do produto conforme necessidade do cliente) junto com as variáveis de cadeias ágeis SSCO_14 (Customiza produtos), SSCO_6 (Oferece produtos diferenciados) e SSCO_12 (Estabelece um relacionamento baseado em confiança com o cliente).

Já o escore SSCO_Uso_de_TI manteve-se com variáveis pertencentes à orientação ágil: SSCO_9 (Usa TI para coordenar produção), SSCO_7 (Usa TI para integrar e coordenar a cadeia de suprimentos), SSCO_8 (Usa TI para coordenar projetos) e SSCO_10 (Usa TI para o desenvolvimento de novos produtos).

O escore SSCO_Relacionamento_de_Longo_Prazo volta a apresentar uma composição mista: as variáveis mistas SSCO_17 (Faz o planejamento com base em previsões de demanda e em contratos já firmados) e SSCO_18 (Faz o planejamento com base em previsões de demanda e em pedido já firmados); a variável enxuta SSCO_3 (Procura manter uma relação de longo prazo com os fornecedores); e a variável ágil SSCO_11 (estabelece um relacionamento baseado em confiança com os fornecedores).

Outra questão foi o tempo de uso de aprendizado de máquina, sendo que 64,1% dos respondentes o utilizam há no máximo 3 anos. Esse curto período significa que as empresas ainda estão iniciando as aplicações em seus processos, não estendendo para outras áreas ou ainda não percebendo todo o potencial da ferramenta.

5.2 Limitações do Trabalho

A quantidade obtida de respondentes refletiu a dificuldade de encontrar profissionais que utilizam aprendizado de máquina na gestão das atividades de cadeia de suprimentos ou, como alegado por 3 profissionais contatados, que não responderiam por temerem expor informações confidenciais de suas empresas, mesmo com a garantia de confidencialidade na divulgação dos dados e análises.

A quantidade de profissionais contatados e que não retornaram foi grande, mesmo com a repetição de envio de solicitação de resposta. Isso também refletiu na dificuldade em se estudar um segmento específico, optando-se por realizar o corte em profissionais que atuam nas áreas de operações ligadas a cadeias de suprimentos.

5.3 Propostas de Trabalhos Futuros

Como continuidade desse trabalho, será desenvolvido um modelo de aprendizado de máquina que represente o modelo teórico resultante da pesquisa quantitativa e que sirva para uso didático para demonstrar aos alunos as relações entre esses construtos. Para tanto, poderá ser utilizado o software Azure, da Microsoft, ou o *DataRobots*, o que se mostrar mais viável em termos de disponibilidade e de amigabilidade no uso.

A segunda proposta é escrever artigos explorando os dados obtidos pela pesquisa e com atualização bibliográfica, com cruzamentos diferentes daqueles que foram apresentados nessa tese, como separar por tamanho de empresa, segmento, tipo de aprendizado de máquina utilizado, serão produzidos para apresentação em congressos e possíveis publicações em periódicos.

A terceira proposta é aprofundar a pesquisa, focando nas variáveis que não compuseram o modelo, buscando o entendimento de suas relações como as demais variáveis e quais os seus impactos no resultado do desempenho organizacional.

A quarta linha de pesquisa futura será entender o avanço tecnológico do aprendizado de máquina e o seu impacto nos desempenhos das cadeias de suprimentos, tendo em vista o rápido avanço que essa e outras ferramentas vêm apresentando.

REFERÊNCIAS

ABUBAKER, H.; DESOUZA, A.; KHARE, A.; LEE, H. Examining potential benefits and challenges associated with the Internet of Things integration in supply chain. **Journal of Manufacturing Technology Management**. Vol. 28, nº 8. 2017.

ARYAL, A.; LIAO, Y.; NATTUTHURAI, P.; LI, B. The emerging big data analytics and IoT in supply chain management: a systematic review. **Supply Chain Management: An International Journal** 25/2, 141–156. 2020.

AUGUSTO, C. A.; SOUZA, J. P.; DELLAGNELO, E. H. L.; CARIO, S. A. F. Pesquisa qualitativa: rigor metodológico no tratamento da teoria dos custos de transação

em artigos apresentados nos congressos da Sober (2007-2011). **RESR**. Vol. 51, p. 745-764. Out/Dez 2013.

BARYANNIS, G.; DANI, S.; ANTONIU, G. Predicting supply chain risks using machine learning: The trade-off between performance and interpretability. **Future Generation Computer Systems** Volume 101, Pages 993-1004. December 2019.

BESANKO, D.; DRANOVE, D.; SHANLEY, M.; SCHAEFER, S. **A economia da estratégia**. 3. ed. Bookman. Porto Alegre. 2006.

BURGESS, K.; SINGH, P. J.; KOROGLU, R. Supply chain management: a structured literature review and implications for future research. **International Journal of Operations & Production Management**, Vol, 26, nº 7. 2006

CARBONNEAU, R.; LAFROMBOISE, K.; VAHIDOV, R. Application of machine learning techniques for supply chain demand forecasting. **European Journal of Operational Research** 184, p. 1140–1154. 2008.

CARVALHO, H.; DUARTE, S.; MACHADO, V. C. Lean, agile, resilient and green: divergencies and synergies. **International Journal of Lean Six Sigma** Vol. 2 No. 2, 2011.

COASE, R. H. The nature of the firm. **Economica**. V. 4, issue 6. Willey. November. 1937

DOMINGOS, P. A Few Useful Things to Know About Machine Learning. Disponível em: https://prod-edxapp.edx-cdn.org/assets/courseware/v1/9020f1ea5293f47aec1c5cd03cf0d1e0/asset-v1:ColumbiaX+DS102X+2T2019+type@asset+block/A_Few_Useful_Things_Machine_Learning_Domingos.pdf . Acessado em 13/01/2020. Communications of the ACM. Vol. 55 no. 10. October 2012.

DYER, J. H. Effective interfirm collaboration: how firms minimize transaction costs and maximize transaction value. **Strategic Management Journal**, Vol. 18:7, p. 535–556. 1997

ELLINGER, A.; SHIN, H.; NORTHINGTON, W. M.; ADAMS, F. G. The influence of supply chain management competency on customer satisfaction and shareholder value. **Supply Chain Management: An International Journal**. 17/3. 2012.

ESPER, T. L.; DEFEE, C. C.; MENTZER, J. T. A framework of supply chain orientation. **The International Journal of Logistics Management**, Vol. 21, nº 2. 2010.

FACELI, K.; LORENA, A. C.; GAMA, J.; ALMEIDA, T. A.; CARVALHO, A. C. P. L. F. **Inteligência artificial: uma abordagem de aprendizado de máquina**. 2. ed. Rio de Janeiro: GEN. 2022.

FARINA, E. M. M.Q.; AZEVEDO, P. F.; SAES, M. S. M. **Competitividade: Mercado, estado e organizações**. Ed. Singular. São Paulo. 1997.

FINLAY, S. **Artificial intelligence and machine learning for business: a no-nonsense guide to data driven technologies**. Relativistic Books. UK. 2017.

IANSITI, M.; LAKHANI, K. R. A competição na era da IA: a inteligência de máquina mudou as regras dos negócios. **Harvard Business Review Brasil**. Fevereiro de 2020.

JÜTTNER, U.; CHRISTOPHER, M. The role of marketing in creating a supply chain orientation within the firm. **International Journal of Logistics: Research and Applications** Vol. 16 nº 2, pp. 99-113. 2013.

KARAMI, M.; MALEKIFAR, S.; NASIRI, A. B.; NASIRI, M. B.; FEILI, H.; KHAN, S. U. R. Retracted: A conceptual model of the relationship between market orientation and supply chain performance. *Global Business and Organizational Excellence*, January/February. 2015.

leanness level of supply chains. **Supply Chain Management: An International Journal**. 2021

KIRCHOFF, J. F; TATE, W. L; MOLLENKOPF, D. A. The impact of strategic organizational orientations on green supply chain management and firm performance. **International Journal of Physical Distribution & Logistics Management**; Bradford Vol. 46, Ed. 3. 2016

LEE, T.; NAM, H. An empirical study on the impact of individual and organizational supply chain orientation on supply chain management. **The Asian Journal of Shipping and Logistics**, 32. 2016.

LIU, S.; EWEJE, G.; HE, Q.; LIN. Z. Turning motivation into action: a strategic orientation model for green supply chain management. **Business Strategic Environment**, 29, p. 2908-2918. 2020.

MOHRI, M.; ROSTAMIZADEH, A.; TALWALKAR, A. **Foundations of machine learning**. 2nd ed. MIT Press. 2018.

QI, Y.; BOYER, K. K.; ZHAO, X. Supply Chain Strategy, Product Characteristics, and Performance Impact: Evidence from Chinese Manufacturers. **Decision Sciences**, Volume 40 Number 4. November 2009.

RAHIMI, A.; RAAD, A.; TABRIZ, A. A.; MOTAMENI, A. Providing an interpretive structural model of agile supply chain practices. **Journal of Modelling in Management** Vol. 15 No. 2, 2020

RUSSELL, S.; NORVIG, P. **Inteligência artificial: uma abordagem moderna**. 4. ed. Rio de Janeiro: GEN. 2022.

SANTOS, L. C.; REUL, L. M. A.; GOHR, C. F. A graph-theoretic approach for assessing the

SAWANGWONG, A.; CHAOPAIRSARN, P. The impact of applying knowledge in the technological pillars of Industry 4.0 on supply chain performance. *Kybernetes*. Emerald Publishing Limited. 2021.

SCHWAB, K. **A quarta revolução industrial**. Edipro. São Paulo. 2016.

SIMCHI-LEVI, D.; KAMINSKY, P.; SIMCHI-LEVI, E. **Cadeia de suprimentos: projeto e gestão**. 3. ed. Porto Alegre: Bookman. 2010.

SIFFERT FILHO, N. F. A economia dos custos de transação. *Revista do BNDES*. V. 2 n. 4, p. 103-128. Dez. 1995.

SMITH, H. ***Machine learning***: the absolute beginner's guide to learn and understand machine learning effectively. CPSIA. USA. 2018.

SRIYAKUL, T.; PRIANTO, A. L.; JERMSITTIPARSERT, K. Is the supply chain orientation in an agile supply chain determining the supply chain performance? ***Humanities & Social Sciences Reviews***. Vol. 7, n. 3. Pp 695-702. 2019.

STONEBRAKER, P. W.; LIAO, J. Environmental turbulence, strategic orientation: Modeling supply chain integration. ***International Journal of Operations & Production Management***. Volume 24 Issue 10. 2004.

WHITTEN, G. D.; GREEN JR, K. W.; ZELBST, P. J. Triple-A supply chain performance. ***International Journal of Operations & Production Management*** Vol. 32 nº1, pp. 28-48. Emerald Group Publishing Limited. 2012

WILLIANSO, O. E. ***The economic institutions of capitalism***. The Free Press. USA. 1985.

"Os conteúdos expressos no trabalho, bem como sua revisão ortográfica e das normas ABNT são de inteira responsabilidade do(s) autor(es)."