



Márcio Santos Carvalho

**O Uso da Modelagem Empresarial Na Pesquisa Operacional: Uma Aplicação
Com a Inteligência Artificial**

Eunápolis

2025

Márcio Santos Carvalho

**O Uso da Modelagem Empresarial Na Pesquisa Operacional: Uma Aplicação
Com a Inteligência Artificial**

Projeto do Trabalho de Conclusão de Curso (TCC)
apresentado à Universidade do Estado da Bahia,
como requisito parcial para a disciplina Orientação
de TCC.

Orientador: Professor Dr. Ricardo Daher Oliveira

Eunápolis

2025

RESUMO

A crescente complexidade dos sistemas produtivos exige a integração entre gestão estratégica e tecnologias avançadas. Este trabalho analisa comparativamente a capacidade das ferramentas de Inteligência Artificial (ChatGPT, Gemini e DeepSeek) em aplicar a Modelagem Empresarial e a Pesquisa Operacional para avaliar o desempenho de um restaurante *self-service* em dois cenários distintos: pré-pandemia e durante a pandemia de COVID-19. Fundamentado na Teoria Geral dos Sistemas e na Teoria das Filas, o estudo de caso utilizou dados reais para simular fluxos operacionais, onde as IAs converteram *prompts* descritivos em variáveis matemáticas de taxas de chegada (λ) e atendimento (μ). Os resultados indicaram que o cenário pré-pandemia apresentava alta ociosidade produtiva, enquanto o modelo pandêmico (delivery) transferiu o gargalo para a montagem de pedidos, resultando em inviabilidade financeira. A síntese dos resultados demonstrou que, embora as três ferramentas tenham convergido no diagnóstico operacional de gargalos, apresentaram divergências significativas na interpretação dos dados financeiros (DRE). Conclui-se que a IA atua eficazmente como ferramenta de inteligência organizacional para simulação de processos, mas não prescinde da supervisão humana devido à variabilidade interpretativa dos algoritmos. Por fim, sugerem-se para trabalhos futuros a padronização da engenharia de prompt e o desenvolvimento de modelos híbridos para aumentar a precisão contábil.

Palavras-chaves: Modelagem Empresarial, Pesquisa Operacional, Inteligência Artificial, Teoria das Filas, Simulação de Processos.

ABSTRACT

The increasing complexity of production systems demands the integration of strategic management with advanced technologies. This work comparatively analyzes the capacity of Artificial Intelligence tools (ChatGPT, Gemini, and Deep Seek) to apply Enterprise Modeling and Operations Research to evaluate the performance of a *self-service* restaurant in two distinct scenarios: pre-pandemic and during the COVID-19 pandemic. Based on General Systems Theory and Queueing Theory, the case study used real data to simulate operational flows, where the AIs converted descriptive prompts into mathematical variables of arrival (λ) and service (μ) rates. The results indicated that the pre-pandemic scenario presented high productive idleness, while the pandemic model (delivery) shifted the bottleneck to order assembly, resulting in financial unviability. The synthesis of results demonstrated that, although the three tools converged on the operational diagnosis of bottlenecks, they presented significant divergences in the interpretation of financial data (Income Statement). It is concluded that AI acts effectively as an organizational intelligence tool for process simulation but does not dispense with human supervision due to the interpretative variability of algorithms. Finally, future work suggestions include the standardization of prompt engineering and the development of hybrid models to increase accounting accuracy.

Keywords: Enterprise Modeling, Operations Research, Artificial Intelligence, Queueing Theory, Process Simulation.

Lista de Ilustrações

Figura 1: Abstração de um modelo a partir de um processo real.....	26
Figura 2: Etapas de estudos de PO.....	27
Figura 3: Tipos de filas de servidores.....	28
Figura 4: Sistema de chegada, disciplina e serviços de filas.....	29
Figura 5: Simulação de cenários distintos do restaurante.....	41
Figura 6: Capacidade x Demanda – Período Pré-Pandemia.....	42
Figura 7: Capacidade x Demanda – Período de Pandemia.....	43

Lista de Quadros

Quadro 1: Tipo de Processo, Variáveis e Importância na Gestão e Redução de Riscos.....24

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CMV	Custo da Mercadoria Vendida
CPV	Custo dos Produtos Vendidos
DF	Despesas Fixas
DRE	Demonstrativo de Resultado do Exercício
FCFS	First Come First Served (Primeiro a chegar, primeiro a ser servido)
IA	Inteligência Artificial
IEM	Integrated Enterprise Modeling
KPI	Key Performance Indicator (Indicador-chave de desempenho)
LCFS	Last Come First Served (Último a chegar, primeiro a ser servido)
OEE	Overall Equipment Effectiveness (Índice de eficiência global dos equipamentos)
PC	Preço de Custo
PO	Pesquisa Operacional
PV	Preço de Venda
SIRO	Service In Random Order (Serviço em ordem aleatória)
TGS	Teoria Geral dos Sistemas

Lista de Formulas

Equação (1): Fórmula de Little (Correlação L_s e W_s)	29
Equação (2): Taxa efetiva de chegada	29
Equação (3): Correlação entre Tempo no Sistema (W_s) e Tempo na Fila (W_q).....	29
Equação (4): Relação entre Número no Sistema (L_s) e Número na Fila (L_q).....	29
Equação (5): Fator de uso do sistema.....	30
Equações (6-9): Medidas de desempenho para sistema $M/M/1/GD/\infty/\infty$	30
Equações (10-13): Modelo de fila $M/M/1/GD/K/\infty$	31
Equação (14): Taxa de tempo médio de permanência.....	31
Equações (15-18): Modelo com múltiplos servidores ($M/M/c/GD/\infty/\infty$)	32
Equações (19-22): Modelo com capacidade limitada ($M/M/m/GD/K/\infty$)	32
Equações (23-24): Modelo de autosserviço ($M/M/\infty/GD/\infty/\infty$)	33
Equações (25-27): Modelo de manutenção de máquinas ($M/M/m/GD/K/K$)	33

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	10
1.2 Problema de pesquisa	13
1.3 Objetivos	13
1.3.1 Geral	13
1.3.2 Objetivos Específicos	13
1.4 Hipóteses	14
1.4.1 Questões orientadoras da pesquisa	14
1.5 Justificativa	15
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	17
2.1. A empresa como um sistema	17
2.2. A modelagem do sistema empresarial	21
2.3. A pesquisa operacional e a teoria das filas nas organizações	25
2.4. O uso da inteligencia artificial como ferramenta de simulação	33
3 METODOLOGIA	37
3.1 Simulação Empresarial das Três IAs	37
3.2 Natureza da Pesquisa	378
3.3 Abordagem	39
3.4 Método	39
3.5 Procedimentos	39
3.6 Estudo de Caso	40
4 ANALISE DOS RESULTADOS	40
4.1 Resultados do Processo de Simulação no ChatGPT	41
4.2 Resultados do Processo de Simulação no Gemini	44
4.3 Resultados do Processo de Simulação no DeepSeek	46
4.4 Síntese dos Resultados	48
5 CONCLUSÕES	50
5.1 Sugestões para trabalhos futuros	52
6 REFERÊNCIAS	54
ANEXO	57

1 INTRODUÇÃO

A crescente complexidade dos sistemas produtivos e administrativos tem impulsionado o desenvolvimento de metodologias capazes de integrar tecnologia, estratégia e gestão. Nesse contexto, a modelagem empresarial surge como um instrumento essencial da pesquisa operacional, possibilitando representar, analisar e otimizar processos organizacionais de forma científica. Quando associada à inteligência artificial (IA), essa modelagem transcende os métodos tradicionais de simulação e passa a incorporar capacidades cognitivas que aprendem, adaptam-se e aprimoram continuamente os resultados. Segundo Soares (2024), a inteligência artificial constitui uma das mais importantes revoluções tecnológicas do século XXI, alterando profundamente o modo como as empresas gerem e interagem com o ambiente interno e externo. Essa transformação cria um novo paradigma para a pesquisa operacional, que se torna cada vez mais dependente de dados, algoritmos e aprendizado automatizado para a tomada de decisão eficiente.

O uso da modelagem empresarial em conjunto com a inteligência artificial amplia a capacidade de análise da pesquisa operacional, permitindo que decisões sejam tomadas com base em simulações preditivas e cenários otimizados. Conforme Silva (2023), a IA tem se mostrado uma ferramenta poderosa para a gestão estratégica, pois é capaz de processar grandes volumes de dados, prever resultados e avaliar riscos de forma automatizada. A aplicação dessas tecnologias na pesquisa operacional favorece a criação de modelos que representam fielmente a dinâmica das empresas, conectando variáveis financeiras, logísticas e produtivas em um sistema coeso. Ao invés de depender de hipóteses estáticas, os modelos baseados em IA evoluem continuamente, ajustando parâmetros a partir de novos dados e melhorando a precisão das análises realizadas.

De acordo com Morais e Morais (2024), a integração entre a inteligência artificial e os princípios da Indústria 4.0 transformou radicalmente os processos de produção, logística e gestão empresarial. Essa transformação é resultado da digitalização e da automação inteligente, que substituem os antigos fluxos lineares de decisão por redes dinâmicas e adaptativas. A modelagem empresarial, nesse cenário, assume papel crucial, pois fornece a base teórica e estrutural para a aplicação de algoritmos de aprendizado de máquina, otimizando o uso de recursos e promovendo decisões mais assertivas. Assim, a pesquisa operacional passa a atuar não apenas como

ferramenta analítica, mas como um mecanismo de inteligência organizacional, integrando variáveis quantitativas e qualitativas para atingir a eficiência sistêmica.

Garcia, Freitas e Albuquerque (2024) destacam que a IA, quando aplicada às rotinas administrativas e operacionais, promove uma mudança estrutural na forma de gerir organizações. Ferramentas de automação baseadas em IA realizam tarefas repetitivas, coletam dados, interpretam informações e constroem relatórios analíticos que facilitam o trabalho do gestor. Na pesquisa operacional, essas mesmas ferramentas são utilizadas para simular cenários, calcular tempos e recursos, identificar gargalos e testar estratégias alternativas. Assim, a modelagem empresarial se transforma em um processo contínuo de aprendizado, no qual cada iteração fornece informações para a otimização seguinte. A combinação entre modelagem e inteligência artificial cria, portanto, um ciclo de melhoria constante, característico dos sistemas inteligentes de gestão.

Marcati Junior et al. (2024) observam que a eficiência dos modelos empresariais depende diretamente da qualidade dos dados e do rigor do processo de modelagem. Quando alimentada por informações precisas, a IA consegue representar de forma fidedigna as relações entre variáveis operacionais, como custos, tempos de produção, demanda e estoque. Essa capacidade de modelar sistemas complexos em tempo real torna-se um diferencial competitivo para as empresas, especialmente em mercados instáveis e de alta volatilidade. Além disso, a pesquisa operacional apoiada por IA permite antecipar crises, detectar falhas de desempenho e simular alternativas com base em parâmetros múltiplos. Assim, a inteligência artificial não apenas analisa o passado, mas projeta o futuro, orientando a tomada de decisão de maneira preditiva e estratégica.

A modelagem empresarial aplicada à pesquisa operacional busca estruturar o conhecimento organizacional de modo formal, transformando a experiência gerencial em representações matemáticas e computacionais. Estrela, Santos e Silva (2025) afirmam que o uso da IA nesse processo permite compreender as interdependências entre fluxos produtivos e administrativos, favorecendo a criação de modelos integrados e automatizados. A IA identifica correlações invisíveis aos métodos estatísticos tradicionais, sugerindo soluções inovadoras e adaptativas. Esse enfoque é especialmente relevante para organizações que enfrentam alta complexidade operacional, pois reduz a incerteza e melhora a previsibilidade dos resultados.

Dessa forma, a IA torna-se uma extensão da capacidade analítica humana, fornecendo suporte contínuo à pesquisa operacional e elevando a precisão das projeções empresariais.

Segundo Soares (2024), as tecnologias de IA estão presentes em praticamente todos os setores produtivos — da manufatura à educação, da saúde ao varejo —, modificando os parâmetros de eficiência e produtividade. Essa ubiquidade tecnológica demonstra que a modelagem empresarial não pode mais prescindir da IA como elemento estruturante. Na pesquisa operacional, a presença da inteligência artificial significa a possibilidade de analisar sistemas de múltiplas variáveis com maior velocidade e menor custo, sem comprometer a qualidade dos resultados. Além disso, a IA amplia a capacidade das empresas de se adaptarem a mudanças repentinas, respondendo com flexibilidade e resiliência às flutuações do mercado global. Trata-se, portanto, de uma ferramenta que materializa o ideal da otimização em tempo real, almejado pela pesquisa operacional contemporânea.

Morais e Moraes (2024) ressaltam ainda que o impacto da IA na pesquisa operacional não se limita ao ganho de produtividade, mas também à sustentabilidade organizacional. Ao modelar processos com base em dados empíricos e algoritmos preditivos, as empresas conseguem reduzir desperdícios, equilibrar recursos e melhorar o desempenho ambiental de suas operações. Esse uso inteligente da informação reforça o papel da pesquisa operacional como ciência aplicada à gestão eficiente de sistemas complexos. Dessa maneira, a integração entre modelagem empresarial e IA traduz-se em um avanço metodológico que fortalece a competitividade e a governança corporativa. A automação dos fluxos decisórios permite às empresas não apenas reagirem às demandas do mercado, mas também anteciparem tendências e inovações tecnológicas.

Neste sentido, observa-se que o uso da modelagem empresarial na pesquisa operacional, aliado à inteligência artificial, constitui um novo paradigma para a administração científica. Ao transformar dados em conhecimento e conhecimento em decisão, essa integração redefine o papel do gestor contemporâneo. As organizações passam a ser vistas como sistemas cibernéticos em constante aprendizado, capazes de simular o comportamento do ambiente e ajustar suas estratégias de forma autônoma. Como enfatiza Silva (2023), o futuro da gestão está na convergência entre raciocínio humano e inteligência artificial, sendo esta última uma aliada indispensável para o desenvolvimento de soluções inovadoras, sustentáveis e eficientes. Assim, o avanço da pesquisa operacional depende, cada vez mais, da modelagem empresarial orientada por

IA, capaz de aliar precisão técnica, adaptabilidade e inteligência estratégica na busca contínua pela excelência organizacional.

1.2 Problema de pesquisa

Considerando-se a relevância do tema proposto, a presente pesquisa tem como problema e pesquisa: Realizar uma análise comparativa entre as Inteligências Artificiais disponíveis, acerca dos tipos de relatórios gerenciais que as mesmas geram na solução de processos que envolvem pesquisa operacional dos processos de um restaurante *self-service*.

1.3 Objetivos

Para que atinja os resultados propostos, o presente trabalho dividirá seus objetivos em Objetivo Geral e Objetivos Específicos, a saber:

1.3.1 Geral

Analisar comparativamente a capacidade de diferentes ferramentas de Inteligência Artificial (ChatGPT, Gemini e DeepSeek) em aplicar a modelagem empresarial e a Pesquisa Operacional para a análise do desempenho operacional e financeiro de um restaurante *self-service*, utilizando como estudo de caso dois cenários operacionais distintos: o modelo de atendimento presencial pré-pandemia e o modelo baseado em *delivery* durante o período pandêmico.

1.3.2 Objetivos Específicos

Para consecução do objetivo geral, estabelecem-se os seguintes objetivos específicos:

- Realizar uma revisão teórica integrada sobre os fundamentos da Modelagem Empresarial, da Teoria Geral dos Sistemas aplicada às organizações, dos princípios da Pesquisa Operacional com ênfase na Teoria das Filas e do uso da Inteligência Artificial como ferramenta de simulação empresarial.
- Desenvolver a metodologia de pesquisa, definindo os procedimentos para coleta e análise de dados, com base nos preceitos do estudo de caso e da simulação computacional.

- Apresentar o estudo de caso do restaurante, detalhando seus processos operacionais, parâmetros de custos e estrutura organizacional nos cenários pré-pandemia (atendimento presencial) e durante a pandemia (modelo baseado em delivery).
- Submeter os dados operacionais e financeiros do estudo de caso às plataformas de Inteligência Artificial selecionadas (ChatGPT, Gemini e DeepSeek) para simulação dos processos e geração de relatórios gerenciais.
- Analisar comparativamente os resultados gerados por cada ferramenta de IA avaliando a precisão dos cálculos de volume de vendas, a identificação de gargalos operacionais e a pertinência das demonstrações financeiras produzidas.
- Verificar a hipótese de pesquisa que sustenta a Inteligência Artificial como ferramenta viável para processos de simulação na gestão empresarial, com base na análise dos resultados obtidos.
- Concluir o trabalho propondo insights gerenciais baseados nos resultados comparativos das simulações, tanto para o caso estudado quanto para empresas do segmento de alimentação.

1.4 Hipóteses

H⁰ - (Hipótese Nula) – O Uso da Inteligência Artificial **NÃO** possibilita processos de simulação na Gestão Empresarial.

H¹ - (Hipótese Positiva) - O Uso da Inteligência Artificial possibilita processos de simulação na Gestão Empresarial.

1.4.1 Questões orientadoras da pesquisa

Para orientar o desenvolvimento da pesquisa e subsidiar a resposta ao problema central, foram formuladas as seguintes questões:

- I. Como a Modelagem Empresarial e os conceitos da Pesquisa Operacional, especificamente a Teoria das Filas, podem ser aplicados para analisar os processos, identificar gargalos e avaliar a capacidade operacional de um restaurante *self-service* nos cenários presencial e de delivery?

- II. De que maneira os diferentes modelos de negócio (atendimento presencial versus delivery puro) impactam comparativamente os indicadores de volume de vendas, lucratividade e adequação da estrutura de custos do estabelecimento?
- III. Qual o nível de precisão e utilidade gerencial das ferramentas de Inteligência Artificial (ChatGPT, Gemini e DeepSeek) ao processarem dados operacionais brutos e gerarem relatórios gerenciais com análises de gargalos e demonstrações financeiras?
- IV. Existem diferenças significativas na qualidade, profundidade e enfoque analítico entre os outputs gerados pelas diferentes plataformas de IA quando submetidas ao mesmo conjunto de dados dos cenários pré e durante a pandemia?
- V. Os resultados das simulações realizadas com IA confirmam a hipótese (H¹) de que esta tecnologia constitui uma ferramenta eficaz para processos de simulação na Gestão Empresarial?
- VI. Que lições gerenciais e estratégicas podem ser extraídas da análise comparativa dos cenários que possam orientar a gestão atual e futura do empreendimento e de negócios similares?

1.5 Justificativa

A escolha do tema “*O Uso da Modelagem Empresarial na Pesquisa Operacional: Uma Aplicação com a Inteligência Artificial*” fundamenta-se na crescente necessidade de as organizações compreenderem e aperfeiçoarem seus processos internos por meio de tecnologias avançadas de análise e simulação. No contexto contemporâneo, em que a competitividade e a velocidade das transformações tecnológicas se intensificam, a modelagem empresarial associada à inteligência artificial (IA) tornou-se uma ferramenta indispensável para a gestão estratégica e operacional. De acordo com Estrela, Santos e Silva (2025), o mapeamento de processos aliado à IA permite representar e analisar fluxos organizacionais de forma mais precisa e eficiente, viabilizando a identificação de gargalos, a redução de custos e a elevação da produtividade.

A relevância do tema decorre do papel central que a modelagem exerce na pesquisa operacional — área que busca formular e resolver problemas de otimização organizacional com base em dados e metodologias quantitativas. Com o apoio da IA, tais modelos passam a incorporar capacidades cognitivas, permitindo a construção de cenários dinâmicos e preditivos. Como destacam Campos, Farina e Florian (2022), a aplicação estratégica da IA possibilita o

aumento da eficiência operacional, a melhoria da tomada de decisão e a criação de vantagens competitivas sustentáveis no mercado global. Assim, estudar essa integração é essencial para compreender como as empresas podem transformar informações em conhecimento aplicável, orientando decisões de alto impacto na gestão organizacional.

Além do aprimoramento técnico, a importância da modelagem empresarial associada à IA está na sua contribuição para a sustentabilidade e resiliência das organizações. Segundo Avona (2015), a evolução das tecnologias impõe às empresas o desafio de se adaptarem continuamente para garantir seu crescimento e permanência em mercados globalizados e competitivos. Nesse sentido, a pesquisa operacional baseada em IA não apenas otimiza processos, mas também cria condições para a inovação, reduzindo desperdícios e ampliando o aproveitamento racional de recursos humanos e materiais.

Outro fator que justifica a pertinência do tema é o seu impacto direto na governança e na gestão estratégica. Conforme Freitas, Luche e Freitas (2024), a incorporação de ferramentas de inteligência artificial nos processos decisórios redefine o papel do gestor, que passa a dispor de relatórios mais analíticos e de simulações em tempo real capazes de apoiar decisões fundamentadas em evidências. Essa integração torna-se especialmente relevante diante da complexidade crescente dos ambientes empresariais, que exigem respostas rápidas, precisas e alinhadas à estratégia corporativa.

Por fim, o tema proposto é relevante para o campo da gestão empresarial porque traduz a convergência entre ciência, tecnologia e administração, promovendo uma nova forma de pensar e agir nas organizações. A modelagem empresarial, aliada à inteligência artificial, representa não apenas uma inovação técnica, mas um instrumento de transformação estrutural da gestão contemporânea. Como salientam Estrela, Santos e Silva (2025), a utilização equilibrada entre tecnologia e intervenção humana é crucial para assegurar que os resultados obtidos sejam eficazes, éticos e contextualizados dentro da realidade organizacional.

Dessa forma, a justificativa deste estudo sustenta-se na necessidade de compreender e difundir práticas de modelagem empresarial integradas à IA como elementos estratégicos de competitividade e sustentabilidade. Ao promover o alinhamento entre a pesquisa operacional e as ferramentas de inteligência artificial, o tema contribui para o desenvolvimento de modelos de gestão mais eficientes, adaptáveis e inteligentes, capazes de enfrentar os desafios de um mundo corporativo cada vez mais dinâmico e orientado por dados.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A partir deste tópico, a presente pesquisa, faz uma breve revisão da teoria que irá permitir o desenvolvimento e a análise dos resultados empíricos obtidos a partir da simulação do processo produtivo de uma empresa do ramo de alimentação, que, será detalhado no tópico relativo aos métodos.

Sendo assim, a seguir, abordar-se-á às particularidades da Teoria dos sistemas, da Modelagem empresarial, da Fila e do uso da Inteligência Artificial para processos de simulação de processos produtivos.

2.1. A empresa como um sistema

A concepção de empresa como um sistema aberto tem base sólida na Teoria Geral dos Sistemas (TGS), que entende toda organização como um conjunto de elementos interdependentes, em constante interação com o ambiente que a cerca. Esse ambiente, por sua vez, representa um sistema maior e dinâmico, cujas variáveis influenciam diretamente os processos internos da organização (Uhlmann, 2002, p. 21). Sendo um sistema aberto, a empresa precisa importar recursos — sejam eles físicos, informacionais ou humanos — processá-los e exportar produtos ou serviços ao seu meio externo, estabelecendo, assim, um fluxo contínuo de trocas que a mantêm em constante adaptação e sobrevivência (Araújo; Gouveia, 2016, p. 9).

Segundo a TGS, todo sistema apresenta parâmetros fundamentais: permanência, ambiente e autonomia. Esses parâmetros são especialmente relevantes para o entendimento do funcionamento organizacional. A permanência está relacionada à capacidade da empresa de manter-se viva no tempo, o que exige planejamento estratégico, análise ambiental e estruturação de subsistemas internos. Já o ambiente é compreendido como um conjunto de forças externas — como o mercado, os concorrentes, os clientes e a legislação — que influenciam as decisões internas e requerem respostas organizadas e coerentes (Uhlmann, 2002, p. 50). A autonomia, por fim, diz respeito à capacidade do sistema-empresa de se autorregular por meio da memória organizacional e de mecanismos de feedback (Araújo; Gouveia, 2016, p. 10).

Além dos parâmetros básicos, a empresa também apresenta parâmetros evolutivos como composição, conectividade, estrutura, integralidade, funcionalidade, organização e complexidade. A composição refere-se aos diversos elementos que integram a empresa, como pessoas, recursos

materiais e processos, que se relacionam de forma sinérgica. A conectividade, por sua vez, destaca as interações entre esses elementos, o que torna o sistema coeso e funcional. A estrutura envolve o arranjo organizacional, que define a hierarquia e a distribuição das responsabilidades (Uhlmann, 2002, p. 61). Já a integralidade e a funcionalidade remetem à atuação integrada dos setores, que buscam atingir objetivos comuns através de funções específicas, como produção, finanças e recursos humanos (Araújo; Gouveia, 2016, p. 11).

Os subsistemas existentes dentro da empresa representam os diversos setores e áreas que a compõem, como marketing, vendas, produção, logística, entre outros. Cada um desses subsistemas possui objetivos específicos, mas interligados ao objetivo global da organização. Assim, qualquer alteração em um desses setores pode gerar impactos nos demais, evidenciando o princípio da totalidade e da interdependência sistêmica (Uhlmann, 2002, p. 63). A organização, nesse contexto, funciona como um sistema sociotécnico, no qual as relações humanas e técnicas são igualmente relevantes para o bom desempenho geral da empresa (Torres, 1998, p. 111).

A atuação dos gestores sobre os subsistemas é de fundamental importância para a harmonia do todo. Cabe ao administrador integrar os diversos elementos da organização por meio das funções de planejamento, organização, direção e controle. Essas funções correspondem à administração sistêmica, uma vez que buscam coordenar os fluxos informacionais, produtivos e decisórios com base na lógica da retroalimentação e da autorregulação (Araújo; Gouveia, 2016, p. 12). A gestão eficaz atua como uma força organizadora capaz de promover homeostase organizacional, ou seja, o equilíbrio necessário para enfrentar mudanças externas e internas.

A empresa, portanto, apresenta-se como um sistema cibernético, dotado de mecanismos de controle, feedback e adaptação. Essa visão contrasta com o paradigma mecanicista da administração tradicional, que enxergava a organização como um conjunto de partes isoladas. Na abordagem sistêmica, o foco recai sobre as relações entre os componentes, e não apenas nos componentes em si. É nesse contexto que a função do administrador ganha relevância: ele precisa garantir que os fluxos entre os subsistemas sejam coerentes e eficazes, a fim de manter o desempenho organizacional e sua perenidade no mercado (Uhlmann, 2002, p. 59).

Outro aspecto essencial da empresa como sistema é sua capacidade de aprendizagem e evolução. Por ser um sistema aberto, a empresa capta informações do ambiente, processa-as internamente e ajusta seus processos com base nessas informações. Esse processo de

retroalimentação contínua permite que a empresa mantenha sua relevância, competitividade e capacidade de inovação (Araújo; Gouveia, 2016, p. 10). A aprendizagem organizacional, nesse caso, é vista como uma forma de adaptação sistêmica, essencial para a sustentabilidade de longo prazo.

Por fim, é importante destacar que a organização empresarial é um sistema social e culturalmente orientado. Os subsistemas administrativos, adaptativos, produtivos, de suporte e manutenção compõem a estrutura interna da empresa, e todos devem operar de maneira coordenada e sinérgica para garantir que a organização alcance seus objetivos (Torres, 1998, p. 30). Nesse contexto, os valores, papéis, normas e expectativas compartilhadas pelos membros da organização constituem os elementos culturais que influenciam o comportamento organizacional e, conseqüentemente, o desempenho sistêmico da empresa como um todo.

A compreensão da empresa como um sistema aberto representa uma das contribuições mais significativas da Teoria Geral dos Sistemas (TGS) para o campo da administração. Um sistema aberto é caracterizado por sua capacidade de interação contínua com o ambiente, importando insumos e exportando produtos e serviços. Essa abertura é fundamental para sua adaptação e sobrevivência em contextos dinâmicos, pois o sistema depende das trocas com outros sistemas para manter sua organização e funcionalidade (Uhlmann, 2002, p. 21).

De acordo com Bertalanffy, todo sistema possui três parâmetros fundamentais: permanência, ambiente e autonomia. A permanência refere-se à capacidade do sistema manter-se ativo no tempo, resistindo à entropia, que é a tendência à desorganização. O ambiente, por sua vez, constitui o espaço de influência externa com o qual o sistema se relaciona, interage e adapta-se. Já a autonomia diz respeito à habilidade do sistema se autorregular, ou seja, ajustar seu funcionamento com base na memória organizacional e em mecanismos internos de feedback (Uhlmann, 2002, p. 50-54).

Além dos parâmetros básicos, a TGS propõe também parâmetros evolutivos que explicam o desenvolvimento dos sistemas ao longo do tempo: composição, conectividade, estrutura, integralidade, funcionalidade, organização e complexidade. A composição diz respeito aos elementos que formam o sistema e sua forma de agrupamento; a conectividade aborda as ligações entre os elementos; a estrutura representa o modo como esses elementos estão organizados; a integralidade trata da coesão entre as partes; a funcionalidade refere-se ao desempenho das

funções específicas; a organização remete à coerência interna entre os elementos; e a complexidade trata da quantidade e da qualidade das conexões existentes (Uhlmann, 2002, p. 59-64).

No contexto empresarial, esses parâmetros são traduzidos nos diversos setores que compõem a organização, os chamados subsistemas. Segundo Torres (1998), os subsistemas de uma organização são: de produção, responsáveis pela transformação de insumos em produtos; de suporte, que mantêm relações com outros sistemas externos; de manutenção, que integram as pessoas ao sistema; adaptativo, que traduz as mudanças do ambiente para a organização; e administrativo, que exerce o controle, coordenação e direção dos demais subsistemas (Torres, 1998, p. 30).

A estrutura empresarial funciona, portanto, como um sistema sociotécnico, onde se inter-relacionam subsistemas técnicos, sociais e culturais. O subsistema técnico compreende as tarefas, equipamentos e tecnologias necessárias à produção. O subsistema social envolve as normas, os valores e as relações interpessoais. Já o subsistema cultural se refere às expectativas, aos hábitos e à visão de mundo compartilhada pelas pessoas que compõem a organização (Torres, 1998, p. 32).

A abordagem sistêmica considera que qualquer ação realizada sobre uma parte da empresa influencia todas as outras. Isso ocorre devido à interdependência entre os subsistemas e à necessidade de adaptação constante ao ambiente externo. Tal adaptação é descrita pelo conceito de homeostase, que remete à capacidade do sistema de manter um estado de equilíbrio dinâmico diante das mudanças (Araújo; Gouveia, 2016, p. 11).

Essa lógica reforça o papel da gestão na articulação e na integração dos subsistemas. O administrador, ao exercer as funções de planejar, organizar, dirigir e controlar, atua como um elemento regulador do sistema, garantindo que os processos estejam alinhados às demandas ambientais. O processo de feedback, por exemplo, permite que o gestor ajuste as decisões com base nos resultados obtidos, promovendo uma atuação coerente com os objetivos organizacionais (Uhlmann, 2002, p. 49).

A organização também deve se preocupar com a entropia, pois sem mecanismos de renovação e aprendizado, tende à estagnação e ao declínio. A aquisição de entropia negativa, ou ne-quentropia, é essencial para a sobrevivência do sistema. Isso se dá pela introdução de novos

conhecimentos, inovação, capacitação de pessoas e melhoria dos processos, elementos que renovam a energia organizacional e garantem sua viabilidade (Torres, 1998, p. 29).

Nesse contexto, destaca-se a função da memória organizacional como instrumento de autonomia. A memória é formada pelas experiências anteriores e permite que o sistema se autorregule a partir de decisões passadas, desenvolvendo sua capacidade de adaptação sem a necessidade de intervenção externa constante (Uhlmann, 2002, p. 58).

Outro aspecto importante é a equifinalidade, que indica que há múltiplos caminhos para alcançar um mesmo resultado dentro do sistema. Isso significa que a organização pode adotar diferentes estratégias para atingir seus objetivos, desde que mantenha a coerência interna entre seus subsistemas (Araújo; Gouveia, 2016, p. 12).

A gestão sistêmica compreende ainda que a organização é parte de um sistema maior — o ambiente — com o qual mantém constantes trocas. Clientes, fornecedores, concorrentes, governo, entre outros, são considerados outros sistemas com os quais a empresa interage. Dessa forma, a empresa precisa desenvolver estratégias que permitam responder adequadamente às pressões e oportunidades externas (Uhlmann, 2002, p. 27).

A organização empresarial deve ser concebida como um conjunto de “ilhas de funcionalidade”, onde cada setor possui atribuições específicas, mas que só fazem sentido se alinhadas aos objetivos maiores da organização. Assim, setores como finanças, marketing, produção e RH, devem atuar de maneira articulada, com fluxos comunicacionais e operacionais bem definidos (Uhlmann, 2002, p. 63).

Por fim, a complexidade organizacional é um fator inerente aos sistemas evoluídos. Essa complexidade deriva do número de conexões e interações internas e externas que a organização estabelece. Gerenciar essa complexidade exige capacidade analítica, visão de futuro e uma estrutura organizacional flexível que permita responder às mudanças com agilidade e eficiência (Uhlmann, 2002, p. 64).

2.2 A modelagem do sistema empresarial

Uma vez que a empresa pode ser compreendida como um sistema formado por diversos subsistemas interdependentes, cuja integração garante a harmonia entre os processos de compra, venda, pagamento, recebimento e produção de bens e serviços. Essa visão sistêmica é o que

possibilita ao gestor compreender a complexidade da organização e desenvolver ações de planejamento, direção e controle de forma unificada. Segundo Miranda (2000), a modelagem de processos é uma ferramenta gerencial analítica e de comunicação que permite identificar a relação entre atividades executadas, objetivos de negócio e consumo de recursos, otimizando a eficácia e a eficiência dos fluxos internos. A visão de empresa como um organismo composto por partes interligadas permite ao gestor atuar estrategicamente na redução de redundâncias e falhas, promovendo o alinhamento funcional entre os processos.

Baldam et al. (2007), declaram que a modelagem surge como resposta à necessidade de transparência e responsabilidade nas transações empresariais, que se intensificaram com a evolução tecnológica e com as novas exigências sociais por governança corporativa. A empresa moderna deve, portanto, enxergar seus processos como sistemas de informação e decisão, nos quais a modelagem permite avaliar a eficiência e a eficácia de cada subsistema (Baldam et al., 2007). Tal perspectiva reforça que a integração entre processos não é apenas técnica, mas estratégica, pois envolve pessoas, informações e objetivos organizacionais interdependentes. Assim, a empresa deixa de ser vista como um conjunto de setores isolados e passa a ser reconhecida como um sistema dinâmico e retroalimentado por fluxos contínuos de dados, decisões e resultados.

Moraes e Camolesi Júnior (2004) destacam que a eficácia operacional e o controle estratégico dos processos de negócios exigem o uso intensivo da tecnologia da informação como recurso de suporte para a tomada de decisão. No entanto, alertam que tal integração requer o alinhamento estreito entre as áreas de negócios e de tecnologia, de modo a evitar o surgimento de sistemas fragmentados e redundantes. A metodologia de modelagem das regras de negócios, segundo os autores, deve ser estruturada de forma a capturar o conhecimento existente, formalizar as normas e assegurar a integridade das informações corporativas (Moraes; Camolesi Júnior, 2004). Essa integração é o que permite compreender a empresa como um conjunto de subsistemas orientados à geração de valor, fortalecendo sua competitividade e sustentabilidade

De acordo com Souza et al. (2005), o gerenciamento organizacional pode ser concebido a partir de um framework estruturado em três subsistemas: gestão, interface e operações. O primeiro envolve o planejamento estratégico e o controle de metas; o segundo, a comunicação e integração entre setores; e o terceiro, a execução operacional das atividades. Esse modelo enfatiza que a empresa é um sistema cíclico, cujo desempenho depende da sinergia entre as partes e da

retroalimentação contínua de informações. A modelagem e a simulação de processos empresariais possibilitam a identificação de gargalos e redundâncias, viabilizando a reconfiguração dinâmica dos fluxos e o aumento da produtividade global (Souza et al., 2005)

Nessa perspectiva, (Ignacio; Trojan e Kovaleski, (2012) apresentam o método IEM (Integrated Enterprise Modeling), que trata da modelagem integrada da organização com base na orientação a objetos. Esse método descreve a empresa em termos de produtos, recursos e ordens, permitindo que cada tarefa e processos sejam compreendidos como componentes inter-relacionados de um sistema único. A aplicação prática desse modelo favorece a padronização de processos, a comunicação entre subsistemas e a redução de custos decorrentes da entropia informacional, isto é, da perda de coerência entre os fluxos de dados e as ações empresariais (Ignacio; Trojan e Kovaleski, 2012). A sistematização dos modelos organizacionais torna-se, assim, um instrumento para otimizar o desempenho e reduzir as ineficiências inerentes à fragmentação de informações

Para Andrade, Silva Júnior, Rodrigues e Carvalho (2020), a simulação de processos empresariais aplicada ao estudo da capacidade produtiva representa um avanço metodológico na gestão contemporânea. Os autores analisaram um sistema de lavanderia em que a modelagem e a simulação permitiram melhorar em 15,41% a produtividade, demonstrando o potencial da abordagem para diagnosticar gargalos e propor soluções (Andrade et al., 2020). A pesquisa reforça que a simulação combinada com técnicas de mapeamento é uma ferramenta estratégica para a gestão de processos e para a eficiência operacional, pois fornece dados concretos para a tomada de decisão e reduz a incerteza nos sistemas produtivos.

A integração dos processos empresariais requer ainda a compreensão de que cada atividade – compra, venda, recebimento, pagamento ou produção – representa um subsistema com objetivos e recursos próprios, mas interligado aos demais. Segundo Medeiros Júnior, Añez e Oliveira (2007), a modelagem e a simulação empresarial desenvolvem o pensamento sistêmico e auxiliam na compreensão das inter-relações entre as partes da organização. A prática pedagógica aplicada por meio da ferramenta SIMADM comprova que a modelagem possibilita a visualização do impacto de decisões locais sobre o comportamento global do sistema, estimulando gestores e estudantes a compreenderem a dinâmica complexa da empresa (Medeiros Júnior; Añez; Oliveira, 2007).

O processo de modelagem, segundo Baldam et al. (2016), deve compreender etapas de observação, identificação e melhoria contínua, seguidas da descrição detalhada dos fluxos operacionais. Tais etapas permitem ao gestor reconhecer a origem dos desperdícios e dos gargalos produtivos e aplicar planos de ação corretivos. A padronização de processos – mediante planilhas, softwares e fluxogramas – possibilita maior clareza e controle das atividades, o que, por sua vez, contribui para a lucratividade e o desempenho global da organização (Baldam, Valle, Bortolossi e Pinto, 2016)

A gestão da informação e a modelagem de processos também se mostram fundamentais para o amadurecimento da governança corporativa. Conforme de Miranda (2000), o alinhamento entre processos, recursos e objetivos é a base para se alcançar a eficácia (atingir metas) e a eficiência (reduzir desperdícios) dentro de um sistema organizacional. A modelagem de processos, nesse sentido, atua como um mecanismo de diagnóstico e de intervenção, permitindo mensurar o grau de maturidade da empresa e delinear ações de melhoria contínua (de Miranda, 2000). Essa prática gera uma cultura organizacional baseada na previsibilidade e na redução da entropia, elemento inevitável em qualquer sistema complexo, mas passível de mitigação pela gestão baseada em dados e simulação.

O quadro 1 a seguir faz um breve resumo de algumas atividades e processos relevantes no cotidiano da gestão. Trata-se de atividades que compõem o ciclo operacional e financeiro das empresas que por ora demonstra-se a importância de controle de seus processos.

Quadro 1 – Tipo de Processo, Variáveis e Importância na Gestão e Redução de Riscos

Tipo de Processo a Ser Modelado	Possíveis Variáveis a Serem Utilizadas	Importância das Variáveis na Gestão e na Redução do Processo Entrópico
Processo de Compras e Suprimentos	Tempo de entrega dos fornecedores; custo médio de aquisição; índice de devoluções; nível de estoque mínimo.	O controle dessas variáveis permite sincronizar o fluxo de materiais, reduzir desperdícios e evitar gargalos logísticos, diminuindo a desordem informacional e o acúmulo de capital imobilizado.
Processo de Vendas e Atendimento	Taxa de conversão; tempo médio de atendimento; índice de satisfação do cliente; custo de aquisição de clientes.	A análise contínua dessas variáveis possibilita ajustar as estratégias comerciais, otimizar o relacionamento com clientes e reduzir as falhas de comunicação entre marketing e operação.
Processo de Produção de	Capacidade produtiva; tempo de ciclo; taxa de retrabalho;	Essas variáveis são essenciais para diagnosticar gargalos e propor melhorias no

Tipo de Processo a Ser Modelado	Possíveis Variáveis a Serem Utilizadas	Importância das Variáveis na Gestão e na Redução do Processo Entrópico
Bens e Serviços	Índice de eficiência global dos equipamentos (OEE).	layout e na programação da produção, reduzindo a entropia operacional e aumentando a produtividade.
Processo de Pagamento e Finanças	Prazo médio de pagamento; fluxo de caixa; índice de inadimplência; custo financeiro de capital.	O controle financeiro adequado minimiza riscos de descontinuidade operacional e garante o equilíbrio entre entradas e saídas, reduzindo a instabilidade sistêmica.
Processo de Recebimento e Logística	Tempo de descarga; perdas no transporte; acurácia do inventário; custo logístico total.	A modelagem dessas variáveis garante maior precisão nas entregas e maior previsibilidade de custos, reduzindo a entropia informacional e fortalecendo a confiabilidade do sistema.
Processos Integrados de Gestão e Planejamento	Indicadores de desempenho (KPI); taxa de integração de sistemas; nível de maturidade de processos.	A utilização de indicadores integrados e sistemas de informação coerentes possibilita monitorar a organização de forma holística, reduzindo a perda de informação e promovendo a melhoria contínua.

Fonte: Adaptado de Silva (2007)

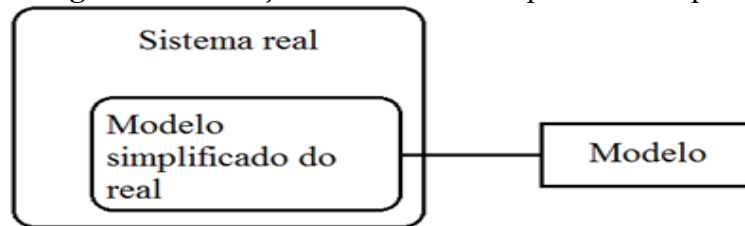
2.3 A pesquisa operacional e a teoria das filas nas organizações

De acordo com Hillier e Liberman (2006, p.1-3), a Pesquisa Operacional ou PO, surgiu durante a 2ª Guerra na Inglaterra, com a finalidade de solucionar problemas militares. Em razão da quantidade limitada de recursos que precisariam ser deslocados para abastecer as atividades de cada operação. Assim, foi formada uma equipe composta de cientistas que deveriam decidir a melhor forma de usufruir do pouco recurso. Com o sucesso obtido com essa operação, esse método foi disseminado e adotado por cientistas estadunidenses que desenvolveram o método Simplex, para solucionar problemas de programação linear, posteriormente foi aplicado em outras áreas como a indústria e o comércio. A possibilidade de desenvolver novos métodos e manipular uma quantidade maior de dados foi possível em razão da evolução dos computadores durante os anos. De modo geral, a Pesquisa Operacional baseia-se no emprego de procedimentos científicos para a tomada de decisão.

Na visão de Arenales et al. (2007, p.3-50), na Pesquisa Operacional não é utilizado apenas um modelo para resolver os problemas matemáticos, que podem vir a surgir. O modelo é a

abstração sintetizada de um sistema existente ou futuro. No sistema real sua conduta depende de diversas variáveis que compõem o procedimento de tomada de decisão. Nos modelos produzidos são consideradas as variáveis que manipulam o sistema real e com base nessas variáveis são desenvolvidos procedimentos que possibilitem a utilização ótima do sistema real.

Figura 1: Abstração de um modelo a partir de um processo real.



Fonte: Adaptado de Taha (2008, p.3)

Na opinião de Belfiore e Fávero (2013, p.5-6), o modelo matemático da Pesquisa Operacional é composto de três particularidades fundamentais, que interferem diretamente no sistema real, podendo comprometer o desempenho das operações, caso não considerados, são, portanto:

- **Variáveis de decisão** implicam em valores ocultos definidos pela resolução dos modelos, sendo classificados em variáveis contínuas, discretas ou binárias, não podendo atribuir valores negativos. Nas variáveis contínuas admite-se valores em um interstício de números reais. Variável discreta imputa-se valores de um grupamento finito de valores que provêm de uma deliberada contagem. Variáveis binárias ou dummy, admitem apenas dois valores: 1 ou 0; sendo 1 para afirmação de presença de uma característica de interesse e 0 para negação. E os **parâmetros** são valores antecipadamente sabidos do problema. (Belfiore e Fávero 2013, p.5)

- **Função objetivo**, entende-se por uma função matemática que propicia a determinação do valor pretendido e se a solução é ótima, podendo ser de maximização ou minimização dependendo da situação problema apresentada. As restrições podem ser apresentadas como um conjunto de expressões matemáticas que devem ser satisfeitas pelas variáveis de decisão da modelagem do sistema real. (Belfiore e Fávero 2013, p. 5-6)

Figura 2: Etapas do estudo de PO



Fonte: Adaptado Belfiore e Fávero (2013, p.6)

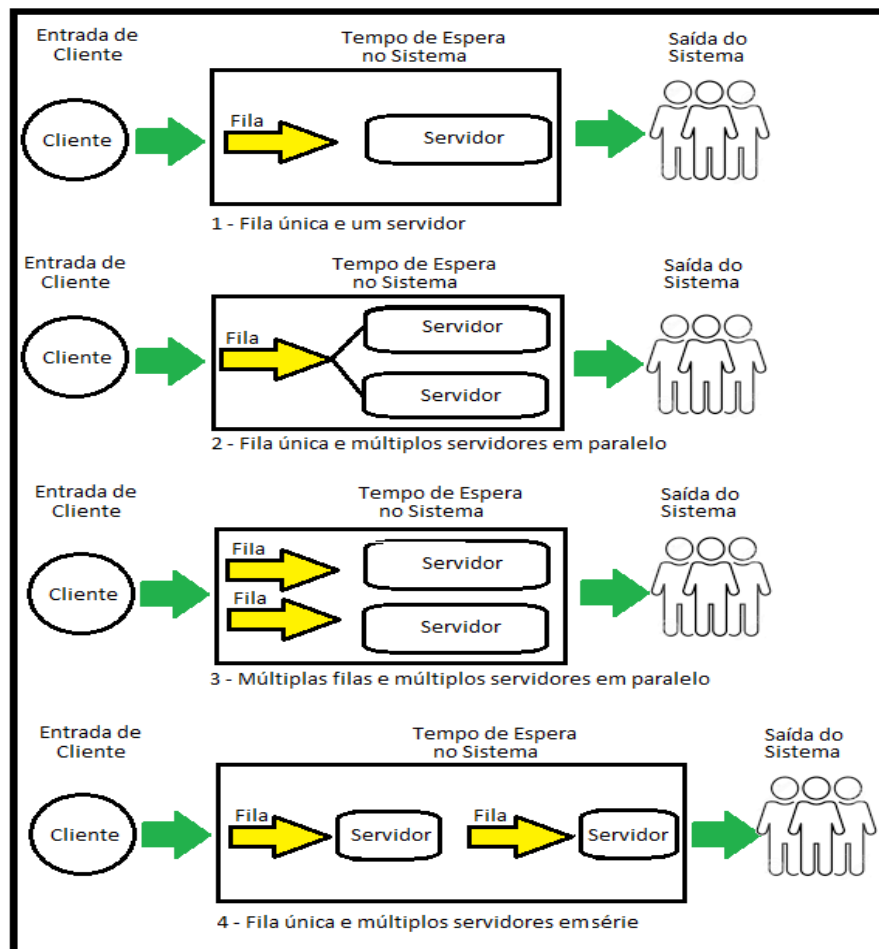
Segundo Hillier e Liberman (2006, p.11-20), na definição do problema evidencia-se os objetivos e as possíveis soluções para o modelo, além de apontar quesitos determinantes para a decisão de um problema como os limites do sistema e a interação desse sistema com outros que compõem a organização. A construção do modelo matemático resulta no esforço de transpor a definição para o modelo, proporcionando recursos para que seja possível a visualização das insuficiências, pelo tomador de decisão, podendo ainda aplicar variados métodos como: programação linear, binária, entre outros; para identificar qual melhor se adequa ao problema. Solução do modelo, se fundamenta na utilização de algoritmos de otimização bem objetivado. Validação do modelo, o modelo torna-se válido se conseguir fazer a previsão ou representação da movimentação do sistema com uma estimativa aceitável. E a implementação dos resultados, após a validação por meio de instruções aos operadores que administrarão o sistema proposto.

Do ponto de vista de Taha (2008, p.2), as técnicas aplicadas dentro de um modelo matemático podem variar, pois vão depender da necessidade do problema real. Os modelos podem ser determinísticos (programação linear, em redes, binárias e inteiras, por metas ou multiobjetivos, não lineares, dinâmica determinística); estocástica (teoria das filas, teoria dos jogos, simulação, entre outras), além de ser possível a aplicação de outras técnicas como heurística, inteligência artificial, inteligência computacional, todas com a finalidade de determinar a melhor solução possível para o sistema.

Conforme Arenales et al. (2007, p. 433-434), a teoria das filas ou teoria da congestão, teve seu desenvolvimento motivado pelos problemas nos sistemas de telefonia, sendo a área da PO que se preocupa em estudar a correlação entre a demanda do sistema e os atrasos do sistema em atender o usuário. A teoria das filas propõe-se a auxiliar o projeto e a operação, buscando o equilíbrio entre o custo do serviço ofertado pelo sistema e os custos com atrasos dos serviços para o cliente. Exemplos de filas mais comuns do cotidiano são: filas de banco, supermercado, posto de gasolina, entre outras que são facilmente perceptíveis pelos usuários, entretanto sistemas de filas como um produto aguardando processamento, tarefas de rede, sistemas computacionais,

entre outros, são filas pouco convencionais e, portanto, pouco perceptível pelo utilizador do serviço.

Figura 3: Tipos de filas e servidores

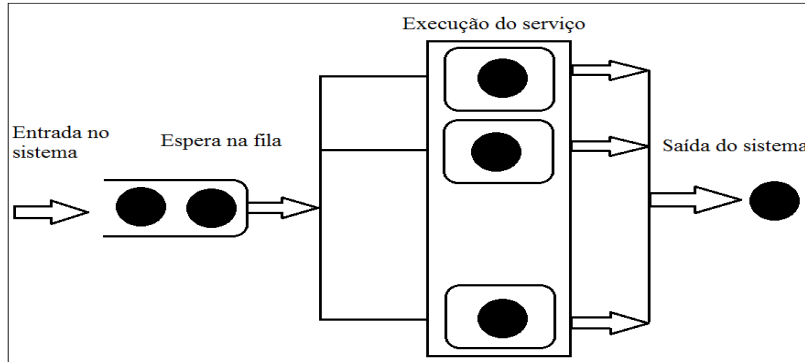


Fonte: Adaptado de Arenales et al. (2007, p.435)

Para Taha (2008, p.248), os elementos principais de uma fila são o cliente e o servidor. O indivíduo torna-se cliente quando adentra a instalação onde um serviço é prestado, podendo ser atendido de imediato ou aguardar na fila caso haja outro atendimento sendo executado. A luz da análise de filas, a chegada do usuário é retratada pelo intervalo de tempo entre consecutivos usuários, o serviço é representado pelo tempo de atendimento por usuário, podendo ser probabilístico. O tamanho da fila depende do tipo de operação executadas, na disciplina de filas é descrito qual a ordem de atendimento dos clientes. A disciplina mais comum é FCFS ou primeiro a chegar e o primeiro a ser servido; outra disciplina é o LCFS ou último a chegar, primeiro a ser atendido e o Siro ou serviço em ordem aleatória, a fila também pode ser ordenada por ordem de

prioridade. Para facilitar a análise as filas mais simples tiveram sua classificação com base na estrutura mostrada por Kendall- Lee, que é composta por A/B/m/C/K/N.

Figura 4: Sistema de chegada, disciplina e serviço de fila.



Fonte: Adaptado de Arenales et al. (2007, p.437).

Conforme descrito por Arenales et al. (2007, p.439-441), as medidas usualmente utilizadas em situação de filas são:

- Ls = Número esperado de clientes no sistema
- Lq = Número esperado de clientes na fila
- Ws = Tempo de espera estimado no sistema
- Wq = Tempo de espera estimado na fila
- c = Número esperado de servidores ocupados

A correlação entre **Ls** e **Ws** é intitulada como formula de Little, sendo representada como:

$$Ls = \lambda_{ef} * Ws \dots\dots\dots (1)$$

$$Lq = \lambda_{ef} * Wq \dots\dots\dots (2)$$

Essa correlação é utilizada em condições gerais. Sendo λ_{ef} a taxa efetiva de chegada, é semelhante à taxa de chegada λ (nominal). Outra correlação direta é entre Ws e Wq, que é representada por:

$$Ws + Wq + \frac{1}{\mu} \dots\dots\dots (3)$$

Pode-se fazer ainda a relação entre **Ls** com **Lq**, utilizando a equação anterior e multiplicando na formula λ em ambos os lados, formando assim a equação:

$$Ls + Lq + \frac{\lambda_{ef}}{\mu} \dots\dots\dots (4)$$

Para Taha (2008, p.253-256), o modelo de filas de Poisson envolve a combinação entre a chegada e a partida. Para esse sistema é considerado que a taxa de chegada e partida são

dependentes da quantidade de usuários presentes nas instalações das operações. P_n é derivado em função de λ_n e μ_n , sendo, portanto, utilizado para definir medidas de funcionamento do sistema.

Assim:

n = Número de clientes no sistema

λ_n = Taxa de chegada dado n clientes no sistema

μ_n = Taxa de partida dado n clientes no sistema

P_n = Probabilidade de estado de equilíbrio de n clientes no sistema

Segundo Arenales et al. (2007, p. 449-454), na distribuição de Poisson temos o modelo de nascimento que é descrito como um sistema que representa apenas a chegada dos clientes no sistema que representa apenas a chegada de clientes no sistema, em modelos mais universais de nascimento julgamos que a taxa de clientes λ é dependente da situação do sistema. Podemos ainda considerar modelos de morte, que são descritos como um sistema que os clientes chegaram e são apresentados apenas pelas saídas dos clientes do sistema. Em modelos de nascimento e morte são considerados os clientes que chegaram e os que saem do sistema.

De acordo com Taha (2008, p. 257- 261), para modelos que se apresentam com apenas um servidor ou $M/M/1/GD/\infty/\infty$, podem ser divididos em dois tipos, sendo o primeiro composto por um modelo que não determina um limite máximo para o sistema, já o segundo apresenta um limite, mas ambos pressupõem uma fonte de capacidade finita. O fator de uso do sistema é:

$$\rho = \frac{\lambda}{c\mu} = \frac{\lambda}{\mu} \dots\dots\dots (5)$$

Este sistema também pode ser evidenciado por um modelo nascimento morte:

$$\lambda_n = \lambda \quad n = 0,1,2, \dots \dots \dots (6)$$

$$\mu_n = \mu \quad n = 0,1,2,3 \dots \dots \dots (7)$$

A medida de desempenho L_q pode ser deduzida da seguinte forma:

$$\begin{aligned} L_s &= \sum_{n=0}^{\infty} n P_n = \sum_{n=0}^{\infty} (1 - \rho) \rho^n \dots\dots\dots (8) \\ &= (1 - \rho) \rho \frac{d}{d\rho} \sum_{n=0}^{\infty} \rho^n \\ &= (1 - \rho) \rho \frac{d}{d\rho} \left(\frac{1}{1 - \rho} \right) = \frac{\rho}{1 - \rho} \end{aligned}$$

Como foi considerado $\lambda_n = \lambda$, as medidas de desempenho também podem ser calculadas

da presente maneira:

$$\begin{aligned}
 W_s &= \frac{L_s}{\lambda} = \frac{1}{\mu(1-\rho)} = \frac{1}{\mu-\lambda} \dots\dots\dots (9) \\
 W_q &= W_s - \frac{1}{\mu} = \frac{\rho}{\mu(1-\rho)} \\
 L_q &= \lambda W_q = \frac{\rho^2}{(1-\rho)} \\
 c &= L_s - L_q = \rho
 \end{aligned}$$

Na visão de Arenales et al. (2007, p. 459-461), em um modelo de fila M/M/1/GD/K/∞ ou um servidor e capacidade limitada se distingue do modelo anterior M/M/1/GD/∞/∞ apenas pela quantidade de clientes presentes no sistema (K), o que define a fila como no máximo K-1, ou seja, a capacidade da instalação. Sendo apresentado em um modelo de nascimento e morte como:

$$\lambda_n = \begin{cases} \lambda & n = 0, 1, 2, \dots, k-1 \\ 0 & n = k, k+1, \dots \end{cases} \dots\dots\dots (10)$$

$$\mu_n = \begin{cases} \mu & n = 1, 2, 3, \dots, k \\ 0 & n = k+1, k+2, \dots \end{cases} \dots\dots\dots (11)$$

Utilizando a distribuição de equilíbrio é apresentada por:

$$P_0 = \begin{cases} \frac{1}{1 + \sum_{n=0}^{\infty} k_n} = \frac{1}{1 + \sum_{n=0}^{\infty} \left(\frac{\lambda}{\mu}\right)^n} = \frac{1}{\sum_{n=0}^k \rho^n} = \frac{1-\rho}{1-\rho^{k+1}} & \rho \neq 1 \\ \frac{1}{1 + \sum_{n=1}^{\infty} k_n} = \frac{1}{\sum_{n=0}^{\infty} \rho^n} = \frac{1}{k+1} & \rho = 0 \end{cases} \dots\dots\dots (12)$$

$$P_n = \begin{cases} k_n P_0 = \frac{\rho^n (1-\rho)}{1-\rho^{k+1}} & \rho \neq 1 \\ k_n P_0 = \rho^n P_0 = \frac{1}{k+1} & \rho = 1 \end{cases} \quad n = 0, 1, 1, \dots, k \dots\dots\dots (13)$$

As medidas de desempenho podem ser medidas a partir da formulas de Little, como por exemplo a taxa de tempo médio de permanência, dada por:

$$W = \frac{L_s}{\lambda} = \frac{L_s}{\lambda(1-P_k)} \dots\dots\dots (14)$$

Na opinião de Taha (2008, p. 261- 263), para este modelo com múltiplos servidores M/M/c/GD/∞/∞, há c servidores não havendo um limite de número no sistema. Assim pode-se definir:

$$\lambda_n = \lambda, \quad n \geq 0 \quad \dots\dots\dots (15)$$

$$\mu_n = \begin{cases} n\mu, & n \leq c \\ c\mu, & n \geq c \end{cases} \quad \dots\dots\dots (16)$$

Portanto,

$$P_n = \begin{cases} \frac{\lambda^n}{\mu(2\mu)(3\mu)\dots(n\mu)} P_0 = \frac{\lambda^n}{n!\mu^n} P_0 = \frac{\rho^n}{n!} P_0, & n < 0 \\ \frac{\lambda^n}{\prod_{i=1}^c (i\mu) (c\mu)^{n-c}} P_0 = \frac{\lambda^n}{c!c^{n-c}\mu^n} P_0 = \frac{\rho^n}{c!c^{n-c}} P_0, & n \geq c \end{cases} \quad \dots\dots\dots (17)$$

A expressão para se determinar **Lq** é dada por:

$$\begin{aligned} Lq &= \sum_{n=c}^{\infty} (n - c) P_n = \sum_{k=0}^{\infty} k P_{k+c} = \sum_{k=0}^{\infty} k \frac{\rho^{k+c}}{c!c^k} P_0 = \frac{\rho^{c+1}}{c!c} P_0 \sum_{k=0}^{\infty} \left(\frac{\rho}{c}\right)^{k-1} \quad \dots\dots\dots (18) \\ &= \frac{\rho^{c+1}}{c!c} P_0 \frac{d}{d\left(\frac{\rho}{c}\right)} \sum_{k=0}^{\infty} \left(\frac{\rho}{c}\right)^k = \frac{\rho^{c+1}}{(c-1)!(c-\rho)^2} P_0 \end{aligned}$$

Para Arenales et. al. (2007, p.467-469), o modelo M/M/m/GD/K/∞ se distingue do modelo M/M/m/GD/∞/∞ pela limitação do número de clientes no sistema(K), resultando no tamanho máximo de fila de K-m. Observa-se que o modelo M/M/m/GD/K/∞ pode ser descrito por um modelo nascimento morte:

$$\lambda_n \begin{cases} \lambda, & n = 0, 1, 2, \dots, k - 1 \\ 0 & n = k, k + 1 \dots \end{cases} \quad \dots\dots\dots (19)$$

$$\mu_n \begin{cases} n\mu & n = 1, 2, 3, \dots, m - 1 \\ m\mu & n = m, m + 1, \dots, k \end{cases} \quad \dots\dots\dots (20)$$

Sendo sua distribuição de equilíbrio, expressa por:

$$P_n = \begin{cases} k_n P_0 = \frac{\lambda^n}{(1\mu)(2\mu)\dots(n\mu)} P_0 = \frac{\lambda^n}{\mu^n n!} P_0 = \frac{(\rho m)^n}{n!} P_0 & n = 1, 2, \dots, m - 1 \\ k_n P_0 = \frac{\lambda^n}{(1\mu)(2\mu)\dots(m\mu)(m\mu)^{n-m}} P_0 = \frac{\lambda^n}{\mu^n n!} P_0 = \frac{\rho^n m^n}{m!} P_0 & n = m, m + 1, \dots, k \end{cases} \quad \dots\dots\dots (21)$$

Conforme Taha (2008, p.265-266), em modelos de autosserviço ou M/M/∞/GD/∞/∞, o cliente também é o servidor portanto é um sistema que contém uma quantidade ilimitada de servidores. Este modelo entende que a taxa de chegada e de serviço são constantes. Pode-se descrever este modelo pela expressão:

$$\lambda_n = \lambda, \quad n = 0, 1, 2, \dots \quad \dots\dots\dots (22)$$

$$\mu_n = m\mu, \quad n = 0, 1, 2, \dots \dots \dots (23)$$

Portanto,

$$P_n = \frac{\lambda^n}{n! \mu^n} P_0 = \frac{P^n}{n!} P_0, \quad n = 0, 1, 2, \dots \dots \dots (24)$$

Como descrito por Arenales et. al. (2007, p.470-471), o modelo de fila M/M/m/GD/K/K, também conhecido como modelo de manutenção de maquinas. Este modelo difere-se dos demais por ter uma fonte de solicitação limitada, pois apenas um equipamento que esteja funcionando pode quebrar e gerar solicitação, os equipamentos que já esteja na fila não gera mais solicitação. Assim a expressão que representa o modelo nascimento morte desse sistema é:

$$\lambda_n = \begin{cases} (k-n)\lambda & n = 0, 1, 2, \dots, k-1 \\ 0 & n = k, k+1, \dots \end{cases} \dots \dots \dots (25)$$

$$\mu_n = \begin{cases} n\mu & n = 1, 2, 3, \dots, m-1 \\ m\mu & n = m, m+1, \dots, k \end{cases} \dots \dots \dots (26)$$

A distribuição do equilíbrio é expressa por:

$$P_n = \begin{cases} k_n P_0 = \frac{(k\lambda)((k-1)\lambda)((k-2)\lambda) \dots ((k-n+1)\lambda)}{(1\mu)(2\mu) \dots (n\mu)} P_0 = \frac{\lambda^n \frac{k!}{(k-n)!}}{\mu^n n!} P_0 & n = 1, 2, \dots, m-1 \\ k_n P_0 = \frac{(k\lambda)((k-1)\lambda)((k-2)\lambda) \dots ((k-n+1)\lambda)}{(1\mu)(2\mu) \dots (m\mu)(m\mu)^{n-m}} P_0 = \frac{\lambda^n \frac{k!}{(k-n)!}}{\mu^n m! m^{n-m}} P_0 & n = m, m+1, \dots, k \end{cases} \dots \dots \dots (27)$$

Assim, para Taha (2008, p.268), o estudo sobre filas não se concentra apenas no modelo de fila de Poisson, mas também em outros tipos de sistemas, como: filas com prioridade, filas em rede e filas não Poisson. Para determinar um modelo de decisão de fila, têm-se dois modelos para identificar o nível adequado de operação para filas. Sendo o primeiro o modelo de custo e o segundo o modelo de nível de aspiração. Ambos com a finalidade de encontrar o equilíbrio entre o nível de serviço e o de espera.

2.4. O uso da inteligência artificial como ferramenta de simulação

A inteligência artificial (IA) consolidou-se como um dos eixos centrais da transformação digital das organizações, permitindo que empresas de diferentes setores analisem, simulem e otimizem seus processos operacionais a partir da coleta e interpretação de dados em tempo real. Como afirmam Moraes e Moraes (2024), a IA é elemento indispensável da Indústria 4.0,

proporcionando decisões mais ágeis e assertivas, além de integrar setores antes isolados da cadeia produtiva. A globalização e o avanço tecnológico impuseram às empresas a necessidade de reestruturação sistêmica, e a inteligência artificial emergiu como o principal meio para conectar as dimensões estratégica, operacional e logística, garantindo competitividade e eficiência no uso dos recursos organizacionais.

Conforme Soares (2024), a IA vem sendo amplamente utilizada para transformar as práticas empresariais e remodelar a forma como as empresas interagem com o mercado e o público interno. A autora destaca que a inteligência artificial é capaz de identificar padrões ocultos em grandes volumes de dados, o que possibilita compreender comportamentos de consumo e tendências de mercado, ampliando a previsibilidade e o poder de decisão estratégica (Soares, 2024). Essa capacidade analítica torna a IA não apenas uma ferramenta de automação, mas uma aliada direta na gestão inteligente dos processos empresariais, substituindo gradualmente softwares de simulação tradicionais que dependiam de parametrizações fixas e limitadas.

De acordo com Silva (2023), a IA aplicada à tomada de decisão estratégica representa uma revolução na gestão organizacional, pois permite processar grandes volumes de dados e simular cenários que seriam inalcançáveis por meios convencionais. O autor destaca que, ao utilizar algoritmos de aprendizado de máquina, a IA é capaz de gerar insights preditivos e oferecer alternativas de ação otimizadas para o gestor, o que resulta em decisões mais rápidas e precisas (Silva, 2023). Essa capacidade de análise multidimensional demonstra que a IA é superior aos softwares tradicionais de simulação, uma vez que ela consegue aprender com os próprios resultados e refinar seus modelos de previsão continuamente.

Na visão de Morais e Morais (2024), a aplicação da IA no contexto logístico é um dos pilares mais visíveis dessa revolução, já que permite a sincronização entre os fluxos de suprimentos, a previsão de demandas e a otimização do transporte e armazenamento. Os autores salientam que a automação inteligente transforma o processo logístico em uma rede interconectada, na qual sensores, sistemas de gestão e algoritmos trabalham em sinergia para reduzir desperdícios e maximizar o uso de recursos. Assim, a IA não apenas analisa, mas modela todo o ecossistema empresarial, permitindo respostas imediatas a alterações no ambiente produtivo.

Segundo Garcia, Freitas e Albuquerque (2024), as ferramentas de IA aplicadas às rotinas administrativas tornaram-se indispensáveis para a gestão moderna. O uso de assistentes virtuais, sistemas de automação e chatbots ampliou a capacidade de resposta das empresas e eliminou atividades repetitivas, redirecionando o tempo humano para tarefas mais estratégicas. Os autores afirmam que a IA, quando bem estruturada e alimentada por dados qualificados, é capaz de compreender e otimizar processos administrativos, atuando como um instrumento de controle e monitoramento constante (Garcia; Freitas; Albuquerque, 2024). Essa substituição de softwares convencionais por modelos inteligentes representa o avanço para uma gestão mais adaptativa e responsiva.

A inteligência artificial aplicada ao mapeamento de processos empresariais, conforme relatam Estrela, Santos e Silva (2025), apresenta um novo paradigma para a administração, permitindo visualizar e modelar as interdependências entre os diversos fluxos organizacionais. A modelagem baseada em IA identifica gargalos, simula resultados e sugere soluções automatizadas, criando um ciclo contínuo de melhoria. Dessa forma, a IA atua como um sistema de retroalimentação da gestão, fornecendo diagnósticos em tempo real e eliminando a necessidade de longos ciclos de revisão manual dos processos (Estrela; Santos e Silva 2025). A precisão e velocidade com que a IA analisa dados representam uma ruptura metodológica nos sistemas de simulação tradicionais, que exigiam longas parametrizações e validações humanas.

Para Marcati Junior et al. (2024), o uso de prompts inteligentes na modelagem de dados e processos amplia a capacidade de adaptação dos sistemas empresariais. A IA, ao ser “municipada” com dados adequados, é capaz de gerar modelos preditivos complexos que auxiliam na previsão de demandas, no controle de estoques e na gestão de fluxos financeiros, contribuindo para a redução de custos e a maximização da eficiência. Esse tipo de aplicação faz com que a IA deixe de ser apenas um recurso tecnológico e passe a atuar como um agente estratégico, capaz de redefinir a estrutura decisória e operacional das empresas. Essa nova etapa da automação inteligente permite uma visão integrada dos processos, algo que softwares convencionais de gestão raramente conseguiam alcançar.

Na mesma linha, Morais e Morais (2024) observam que a integração entre Indústria 4.0 e IA redefine a própria noção de produtividade empresarial, uma vez que o processamento de dados em larga escala e a conectividade de sistemas reduzem a entropia informacional. As decisões passam a ser tomadas com base em evidências empíricas e modelos de simulação

alimentados em tempo real. Assim, a IA atua como um “cérebro digital” organizacional, responsável por conectar os subsistemas de compras, vendas, produção e logística, promovendo harmonia sistêmica e inteligência operacional (Morais; Moraes, 2024). Essa capacidade adaptativa representa o ápice da transformação digital das empresas.

Soares (2024) reforça que a IA é mais do que uma ferramenta de apoio — ela representa uma mudança de paradigma nas relações de trabalho e na estrutura gerencial. Ao substituir softwares convencionais de simulação, a IA amplia a autonomia decisória e permite que os gestores foquem na formulação de estratégias de longo prazo. Isso se deve à sua capacidade de aprender continuamente com os dados e gerar relatórios automatizados que interpretam tendências e identificam riscos emergentes. Essa automação inteligente diminui os erros humanos e aumenta a agilidade na elaboração de relatórios gerenciais, tornando-se um recurso imprescindível para a competitividade empresarial.

Silva (2023) acrescenta que a IA é uma ferramenta inexorável para a gestão contemporânea, sendo essencial que as organizações desenvolvam metodologias para integrá-la aos seus modelos de decisão. O autor ressalta que a IA não deve ser vista apenas como tecnologia, mas como um novo modelo de pensamento empresarial, que incorpora aprendizagem contínua, simulação preditiva e flexibilidade organizacional (Silva, 2023). A empresa do futuro será um sistema híbrido entre homem e máquina, no qual os algoritmos assumem tarefas analíticas e os gestores mantêm o controle estratégico, garantindo a ética e a racionalidade das decisões.

Por fim, todos os autores analisados convergem na ideia de que a inteligência artificial está revolucionando a produtividade das organizações. Sua utilização não apenas substitui softwares de simulação, mas inaugura uma era de aprendizado corporativo contínuo. Quando devidamente integrada e alimentada por dados de qualidade, a IA permite visualizar cenários complexos, prever crises e identificar oportunidades com velocidade inédita. Assim, confirma-se o caráter inexorável do uso das inteligências artificiais como ferramentas de gestão, redefinindo a forma como as empresas planejam, executam e controlam seus processos, e consolidando um novo paradigma de racionalidade sistêmica e tecnológica no ambiente empresarial contemporâneo (Soares, 2024; Silva, 2023; Moraes; Moraes, 2024).

3 METODOLOGIA

Para atingir os objetivos propostos e responder ao problema de pesquisa, este trabalho utilizou uma combinação de métodos e abordagens, detalhados a seguir. A metodologia foi estruturada para permitir tanto a fundamentação teórica sobre Modelagem Empresarial, Pesquisa Operacional (PO) e Inteligência Artificial (IA), quanto a aplicação prática desses conceitos por meio de um estudo de caso. A estrutura metodológica visa garantir o rigor científico na coleta, análise e interpretação dos dados simulados.

3.1 Simulação Empresarial das Três IAs

O processo de simulação empresarial realizado pelas ferramentas de Inteligência Artificial (ChatGPT, Gemini e DeepSeek) consistiu na interpretação lógico-matemática dos dados brutos fornecidos no "Prompt.txt" e sua subsequente conversão em modelos de Pesquisa Operacional. Diferente de softwares tradicionais de simulação que exigem a inserção de variáveis em campos específicos, as IAs foram desafiadas a extrair os parâmetros (λ , μ , c , k) diretamente da linguagem natural descrita nos cenários operacionais.

Para a execução dos cálculos e métricas, as IAs aplicaram os fundamentos da Teoria das Filas apresentados na fundamentação teórica (tópico 2.3). O procedimento de simulação seguiu a lógica de decomposição das variáveis operacionais:

- 1. Definição das Taxas de Chegada (λ) e Serviço (μ):** As ferramentas converteram informações temporais do prompt, como "tempo de chegada de cada cliente era em média de 10 minutos" e "tempo de montagem dessas marmitas eram em média de 10 minutos", em taxas horárias de fluxo. Essa conversão é essencial para a aplicação das equações de Little ($L_s = \lambda \times W_s$), conforme descrito por Arenales et al. (2007), permitindo mensurar a carga do sistema.
- 2. Cálculo do Fator de Utilização (ρ):** Para identificar a existência de gargalos — um dos questionamentos centrais do problema de pesquisa —, as IAs simularam a ocupação dos servidores (c), sejam eles caixas (no cenário pré-pandemia) ou atendentes de montagem (no cenário pandêmico). A lógica algorítmica aplicada baseou-se na relação $\rho = \lambda / (c \times \mu)$, onde um resultado próximo ou superior a 1 indicaria a formação de filas e

incapacidade de atendimento, validando a teoria de Taha (2008) sobre sistemas de capacidade finita.

3. Modelagem Financeira (DRE): Além das métricas operacionais, a simulação integrou variáveis financeiras determinísticas. As IAs processaram os custos fixos (Aluguel, Energia, Salários) e variáveis (Custo da Mercadoria Vendida - CMV e Comissões) em contraposição à receita gerada pelo volume de vendas simulado ($P_v \times Quantidade$).

No cenário Pré-Pandemia, a simulação considerou um sistema de filas com múltiplos servidores ($M/M/c$), onde o fluxo de entrada era limitado pela demanda e não pela capacidade instalada. Já no cenário durante a Pandemia, a simulação foi instruída a considerar as restrições de um sistema de pedidos via aplicativo, onde a taxa de cancelamento (7,98%) atua como uma variável de perda de eficiência, alterando a taxa efetiva de chegada (λ_{eff}).

Dessa forma, as três IAs atuaram não apenas como geradoras de texto, mas como motores de cálculo probabilístico e determinístico, simulando o comportamento do restaurante como um sistema aberto que recebe *inputs* (clientes/pedidos), processa-os através de seus subsistemas (atendimento/cozinha) e gera *outputs* (vendas/lucro ou prejuízo), em consonância com a visão sistêmica de Uhlmann (2002) abordada no referencial teórico.

3.2 Natureza da Pesquisa

A presente pesquisa classifica-se, quanto à sua natureza, como exploratória e descritiva. É exploratória pois busca maior familiaridade com um problema relativamente novo: a aplicação comparativa de diferentes ferramentas de Inteligência Artificial (IA) na modelagem de processos e na Pesquisa Operacional (PO), um campo em recente transformação, como aponta Silva (2023). A pesquisa exploratória é fundamental quando o tema é pouco consolidado, visando aprimorar ideias e descobrir novas perspectivas sobre a capacidade dessas ferramentas em gerar relatórios gerenciais.

Paralelamente, a pesquisa é descritiva, pois visa descrever e analisar as características de um fenômeno específico. No caso, descrevem-se os processos operacionais e os resultados financeiros de um restaurante em dois cenários distintos (pré-pandemia e durante a pandemia). Além disso, o trabalho descreve e compara os *outputs* (resultados) gerados pelas diferentes IAs (ChatGPT, Gemini e DeepSeek) quando submetidas aos mesmos dados de entrada.

3.3 Abordagem

O estudo adota uma abordagem mista (quantitativa e qualitativa). A vertente quantitativa é empregada na coleta e análise dos dados operacionais do estudo de caso, que formam a base da simulação. Isso inclui variáveis numéricas como tempos de atendimento (ex.: 3 minutos no caixa), taxas de chegada de clientes (ex.: 10 minutos), custos (ex.: R\$ 25,00/kg), preços de venda (ex.: R\$ 59,90/kg), número de funcionários (ex.: 3 cozinheiras, 3 atendentes, 2 caixas) e dados de pedidos (ex.: 236 pedidos em 9 dias). Esses dados são fundamentais para a aplicação dos modelos da Teoria das Filas e para o cálculo do Demonstrativo de Resultado (DRE).

A vertente qualitativa manifesta-se em duas frentes: primeiro, na construção da fundamentação teórica (Capítulo 2); segundo, na análise de conteúdo dos relatórios gerenciais gerados pelas IAs. Esta análise qualitativa foca em interpretar e comparar a coerência, a profundidade técnica e a aplicabilidade gerencial das respostas fornecidas pelas plataformas, respondendo diretamente ao problema de pesquisa.

3.4 Método

Quanto aos métodos, a pesquisa utilizou a pesquisa bibliográfica e a pesquisa documental. A pesquisa bibliográfica foi extensivamente utilizada para a construção da Fundamentação Teórica (Capítulo 2). Esta etapa baseou-se em autores que discutem a Teoria dos Sistemas (Uhlmann, 2002; Araújo; Gouveia, 2016), a Pesquisa Operacional e Teoria das Filas (Hillier; Liberman, 2006; Taha, 2008; Arenales et al., 2007) e o uso da IA na gestão (Soares, 2024; Silva, 2023; Moraes; Moraes, 2024).

A pesquisa documental foi crucial para a etapa prática. Ela consistiu na análise dos dados operacionais primários fornecidos pela gestão do restaurante, que constituem o "Prompt.txt". Estes documentos internos, que detalham os processos, custos, tempos e volumes antes e durante a pandemia, representam a fonte de dados brutos para a simulação.

3.5 Procedimentos

Os procedimentos para a execução da pesquisa seguiram três etapas principais:

- I. **Coleta de Dados:** Esta etapa foi realizada por meio da pesquisa documental, obtendo junto à gestão do restaurante os dados operacionais, financeiros e de processo referentes aos cenários pré-pandemia e pandêmico.
- II. **Modelagem e Simulação:** Os dados coletados foram estruturados como *prompts* detalhados e inseridos em três diferentes ferramentas de Inteligência Artificial Generativa (ChatGPT, Gemini e DeepSeek), conforme listado nos tópicos 4.1, 4.2 e 4.3. Foi solicitado a cada IA que, com base nos dados, aplicasse conceitos da Pesquisa Operacional, analisasse a capacidade do sistema, identificasse gargalos e elaborasse um Demonstrativo de Resultado (DRE).
- III. **Análise dos Resultados:** Esta é a etapa de análise de dados, de natureza técnico-comparativa. Os *outputs* (relatórios) gerados por cada IA foram transcritos e são analisados no Capítulo 4, avaliando-se a precisão dos cálculos, a profundidade da análise de gargalos (conforme Teoria das Filas) e a relevância gerencial das conclusões, permitindo responder ao problema de pesquisa e verificar as hipóteses.

3.6 Estudo de Caso

O método de pesquisa aplicado foi o estudo de caso, focado em uma única organização (um restaurante *self-service* em Eunápolis-BA). Esta escolha metodológica justifica-se por permitir uma análise profunda e detalhada de um fenômeno complexo em seu contexto real. O estudo investiga como a modelagem de processos e a simulação por IA se aplicam a um problema gerencial específico: a análise de capacidade e viabilidade em cenários operacionais distintos.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

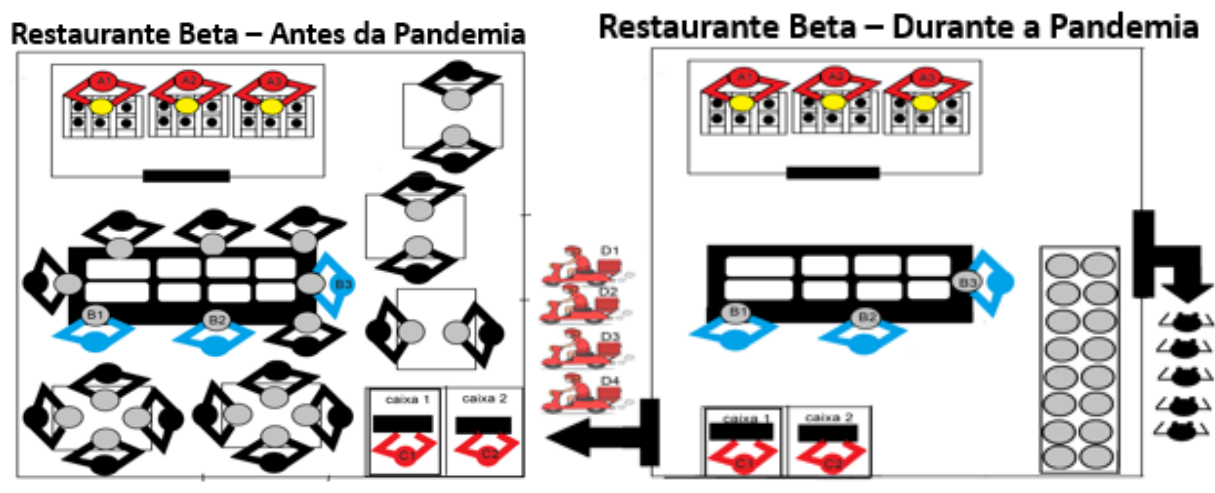
O presente estudo de caso analisa um restaurante *self-service* de médio porte, localizado no município de Eunápolis-BA, cuja operação foi significativamente impactada pela pandemia de COVID-19. Este evento obrigou a uma transição do modelo de atendimento presencial para um foco exclusivo em vendas de marmitex para viagem e *delivery*.

Conforme detalhado na metodologia, a presente análise de resultados foca na aplicação da modelagem empresarial e simulação via Inteligência Artificial neste objeto de estudo. Por razões

de confidencialidade e acordo com a gestão, o nome do estabelecimento e seus dados nominais serão preservados ao longo desta análise.

O objetivo desta seção é apresentar os resultados da simulação dos processos operacionais deste restaurante, comparando a capacidade de diferentes ferramentas de IA (ChatGPT, Gemini e DeepSeek) em gerar relatórios gerenciais e analisar gargalos, conforme a problemática desta pesquisa. Os dados para a simulação foram fornecidos pela gestão da empresa e representam os dois cenários distintos: um de operação normal (pré-pandemia) e outro de operação contingencial (durante a pandemia).

Figura 5: Simulação dos cenários distintos do restaurante.



Fonte: O Autor.

A análise que se segue utilizará a fundamentação teórica para modelar o sistema e responder aos questionamentos propostos. Para tal, o estudo considera a empresa como um sistema (Uhlmann, 2002; Araújo; Gouveia, 2016) e aplica conceitos da Pesquisa Operacional, notadamente a Teoria das Filas (Arenales et al., 2007; TAHA, 2008), para identificar possíveis gargalos. Ademais, a simulação dos cenários foi potencializada pelo uso de ferramentas de Inteligência Artificial, que, conforme destacam Soares (2024) e Silva (2023), permitem uma análise preditiva e a geração de *insights* gerenciais complexos.

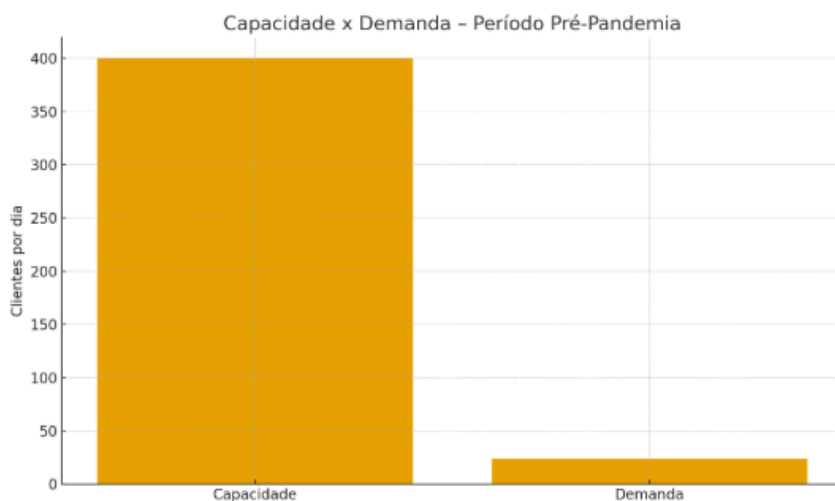
4.1 Resultados do Processo de Simulação no ChatGPT

A simulação realizada no ChatGPT permitiu analisar de maneira estruturada o comportamento operacional do restaurante estudado em dois períodos distintos: pré-pandemia e

durante a pandemia de COVID-19. A inteligência artificial processou os dados fornecidos pela gestão da empresa e organizados no documento “Prompt.txt”, aplicando conceitos de Pesquisa Operacional conforme discutido por Hillier e Lieberman (2006) e Arenales et al. (2007). Os resultados apresentados a seguir demonstram não apenas a capacidade analítica da ferramenta, mas também a importância da modelagem empresarial na avaliação de sistemas produtivos, alinhando-se ao que Silva (2023) e Morais e Morais (2024) descrevem como tendência contemporânea na tomada de decisão baseada em dados.

No cenário pré-pandemia, o ChatGPT identificou que o restaurante operava com significativa ociosidade produtiva. Considerando que o salão comportava cinquenta clientes simultaneamente, com permanência média de trinta minutos por pessoa, e funcionamento aberto ao público por quatro horas diárias, a capacidade teórica de atendimento alcançava quatrocentos clientes por dia. Entretanto, a demanda real registrada no prompt era de apenas vinte e quatro clientes diários, resultando em ocupação de cerca de 6% da capacidade total. Essa discrepância é visível no gráfico intitulado “Capacidade x Demanda – Período Pré-Pandemia”, inserido pelo autor como Figura 6. O gráfico evidencia a diferença acentuada entre capacidade e demanda, corroborando a análise de que o sistema não apresentava gargalos operacionais, pois os recursos estavam amplamente disponíveis. De acordo com a Teoria das Filas, sistemas com baixa taxa de ocupação raramente formam filas ou atrasos significativos (TAHA, 2008), o que se confirma neste cenário.

Figura 6: Capacidade x Demanda – Período Pré-Pandemia

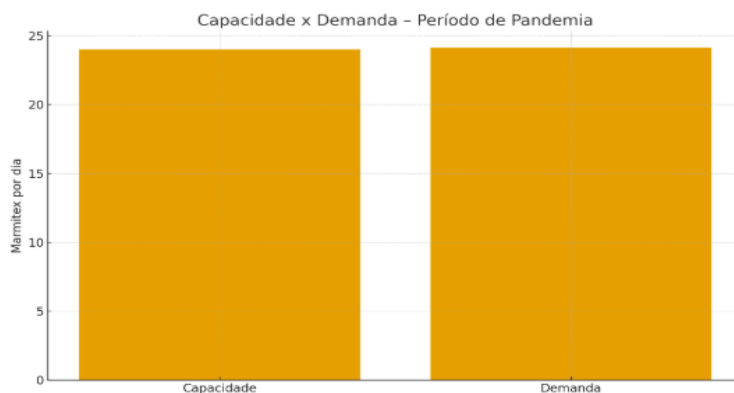


Fonte: ChatGPT

Ainda no período pré-pandemia, o modelo gerado pelo ChatGPT detalhou que a produção de refeições era suficiente para atender a demanda, visto que as três cozinheiras trabalhavam com ampla margem de capacidade e as atendentes e caixas não enfrentavam sobrecarga. A simulação projetou a venda média diária de dezenove pratos consumidos no local e cinco marmitex para viagem, totalizando aproximadamente 18 kg de alimentos comercializados por dia. Com base nesses valores, o ChatGPT gerou o Demonstrativo de Resultado do Exercício (DRE) mensal, revelando que, embora os custos fixos fossem relativamente elevados, a operação era financeiramente sustentável naquele momento, sobretudo pela margem entre preço de venda (R\$ 59,90/kg) e custo de produção (R\$ 25,00/kg).

No cenário pandêmico, o ChatGPT identificou um ambiente operacional completamente distinto. As restrições sanitárias suspenderam o atendimento presencial, fazendo com que o restaurante operasse exclusivamente com vendas de marmitex para viagem ou delivery. O prompt revela que, em nove dias de funcionamento, foram registrados 236 pedidos, o que equivale a aproximadamente 26,22 pedidos por dia antes dos cancelamentos. Considerando a taxa de cancelamento de 7,98%, a demanda real cai para cerca de 24 pedidos diários. A montagem das marmitas exigia dez minutos por unidade, com atendimento concentrado em um intervalo operacional de quatro horas (11h às 15h). Assim, a capacidade máxima teórica das atendentes seria de cerca de vinte e quatro marmitas por dia, assumindo fluxo constante e sem interrupções. Essa equivalência entre demanda e capacidade torna-se evidente no gráfico “Capacidade x Demanda – Período de Pandemia” (Figura 7), demonstrando que o sistema passou a operar próximo do limite.

Figura 7: Capacidade x Demanda – Período de Pandemia



Fonte: ChatGPT

Diferentemente do período pré-pandemia, em que a empresa enfrentava ociosidade, durante a pandemia o gargalo deslocou-se para o processo de montagem das marmitas, que se tornou o recurso mais sensível da operação. Conforme discutido por Arenales et al. (2007), gargalos emergem quando a demanda se aproxima da capacidade produtiva de uma etapa crítica, comprometendo o fluxo global do sistema. A simulação do ChatGPT identificou que pequenos aumentos na demanda poderiam resultar em atrasos significativos, dada a limitação imposta pelo tempo de montagem das refeições. Além disso, o DRE gerado para o período pandêmico demonstrou que, mesmo com redução no custo por quilograma de alimento (de R\$ 25,00 para R\$ 20,00), a operação se tornou menos lucrativa devido à ausência de clientes no salão, que antes contribuíam para maior margem de faturamento. A dependência das entregas, acrescida do custo adicional de R\$ 5,00 por pedido, deteriorou ainda mais os resultados financeiros, aproximando a empresa de um cenário de inviabilidade econômica.

A simulação conduzida pelo ChatGPT também demonstrou os impactos do processo de transformação forçada pelo ambiente externo, tema discutido por Uhlmann (2002) na Teoria Geral dos Sistemas. A empresa, enquanto sistema aberto, reagiu ao ambiente pandêmico reconfigurando sua estrutura produtiva, porém com perda significativa de eficiência quando comparada ao seu funcionamento normal. Os resultados simulados reforçam o entendimento de de Miranda (2000) e Silva (2007) de que a gestão de processos depende da integração entre capacidade instalada, fluxo produtivo e demanda, sendo que rupturas abruptas – como as provocadas pela pandemia – alteram drasticamente a lógica sistêmica da operação.

Em síntese, os resultados produzidos pelo ChatGPT demonstraram elevada coerência com os conceitos teóricos da Pesquisa Operacional e contribuíram para uma avaliação detalhada dos dois cenários operacionais do restaurante. No período pré-pandemia, confirmou-se a existência de alta ociosidade da capacidade produtiva, enquanto no período pandêmico emergiram evidências claras de gargalos no processo de montagem e de inviabilidade financeira decorrente da queda abrupta da demanda presencial. Dessa forma, a simulação forneceu um diagnóstico robusto que fundamenta o estudo e reforça as hipóteses propostas, evidenciando o potencial da inteligência artificial como ferramenta de apoio à gestão, conforme defendido por Soares (2024) e Morais e Morais (2024).

4.2 Resultados do Processo de Simulação no Gemini

Para a simulação na plataforma Gemini, foram utilizados os dados operacionais do restaurante no cenário pré-pandemia, que melhor representa o modelo *self-service* complexo, com múltiplos fluxos de clientes e processos, alinhando-se à problemática central. O objetivo foi aplicar os conceitos da Pesquisa Operacional (PO), especificamente a Teoria das Filas, para analisar o fluxo de clientes e a alocação de recursos, e utilizar a capacidade da Inteligência Artificial para processar esses dados e gerar um diagnóstico gerencial, conforme defendido por Moraes e Moraes (2024).

A simulação focou nos processos críticos do restaurante, que funcionava com atendimento ao público das 11:00 às 15:00 horas, totalizando 240 minutos de operação. Os dados de entrada indicaram uma taxa de chegada de clientes (λ) ao estabelecimento de um cliente a cada 10 minutos. Isso resulta em uma média de 24 clientes presenciais (fluxo de entrada) por dia. Estes se dividiam em 80% para consumo no local (aproximadamente 19 clientes) e 20% para retirada de marmitex (aproximadamente 5 clientes).

A análise da capacidade versus demanda, um pilar da PO, revela que o sistema opera com considerável ociosidade. A capacidade do salão é de 50 clientes simultâneos, mas com um tempo médio de permanência de 30 minutos e a baixa taxa de chegada (6 clientes/hora), a ocupação média do salão é mínima, não havendo gargalo neste subsistema.

O subsistema de pagamento foi modelado como um sistema de fila M/M/c, com múltiplos servidores em paralelo, sendo $c=2$ caixas. A simulação, aplicando os modelos de Poisson, calculou a taxa de utilização (ρ). Com um tempo de serviço (μ) de 3 minutos por cliente e a taxa de chegada (λ) de 0,1 clientes/minuto (24 clientes / 240 minutos), a taxa de ocupação dos caixas é de apenas 15% ($\rho = \lambda/(c*\mu)$). Isso demonstra que, conforme a teoria exposta por Hillier e Liberman (2006), os recursos estão superalocados para a demanda existente, não havendo filas ou espera significativa neste ponto.

Similarmente, o processo de montagem de marmitex, com 3 atendentes e tempo de preparo de 15 minutos, também opera com folga, dado o baixo fluxo de 5 pedidos diários. A simulação aponta que não há um gargalo de produção ou de serviço; o principal gargalo do sistema, na verdade, é a baixa *demand*a de clientes, que subutiliza a estrutura de pessoal e física disponível.

A capacidade da IA em processar dados financeiros permitiu, ainda, a estruturação de um Demonstrativo de Resultados (DRE) para avaliar a viabilidade do modelo. Com base no volume médio de 432 kg de alimentos vendidos por mês (calculado a partir de 24 refeições/dia, 24 dias/mês, com peso médio de 0,75 kg/refeição) e um preço de R\$ 59,90/kg (considerando a taxa de R\$ 5,00 para 20% das vendas), a receita bruta mensal simulada é de R\$ 26.453,76. O Custo da Mercadoria Vendida (CMV), a um custo de R\$ 25,00/kg, totaliza R\$ 10.800,00, gerando um Lucro Bruto de R\$ 15.653,76. Contudo, as despesas operacionais fixas, compostas por salários de 8 funcionários (3 cozinheiras, 3 atendentes e 2 caixas) e despesas gerais, somam R\$ 26.800,00 (R\$ 20.800,00 em salários + R\$ 6.000,00 gerais). A simulação gerada pela IA, portanto, apura um Resultado Líquido *negativo* de R\$ 11.146,24, indicando inviabilidade operacional sob esta configuração de demanda.

O relatório gerado pela simulação no Gemini demonstra que, neste cenário, o restaurante não é lucrativo, e sua eficiência operacional é baixa. Esta análise, que combina modelagem de processos e simulação, fornece ao gestor um diagnóstico claro de que a estratégia deveria focar no aumento da demanda, visto que a capacidade produtiva e de serviço já existe e está subutilizada. Isso corrobora o que Silva (2023) descreve como o uso da IA para processar grandes volumes de dados e gerar *insights* preditivos que auxiliam na tomada de decisão estratégica.

4.3 Resultados do Processo de Simulação no DeepSeek

No cenário pré-pandemia, o restaurante operava em um modelo tradicional de *self-service*, com funcionamento das 11h00 às 15h00. A taxa média de chegada de clientes era de um a cada 10 minutos, resultando em um fluxo médio de 24 clientes por hora. Considerando o horário de pico de 4 horas, o atendimento diário alcançava aproximadamente 96 clientes. Desse total, 80% (cerca de 77 clientes) consumiam no local, enquanto 20% (cerca de 19 clientes) optavam pela marmitex para viagem.

O volume médio de comida vendida por dia era calculado com base no peso médio do prato de 750 gramas. Assim, a venda diária era de aproximadamente 72 kg de comida (96 clientes * 0,75 kg). Mensalmente, considerando 24 dias úteis, o volume chegava a 1.728 kg. A receita bruta diária era composta pela venda de 77 kg no sistema *self-service* (R\$ 59,90/kg) e 19

marmitex (com acréscimo de R\$ 5,00 pela embalagem), totalizando aproximadamente R\$ 5.135,30 por dia e R\$ 123.247,20 por mês.

A análise de capacidade versus demanda, conforme modelagem baseada na teoria das filas de Taha (2008), indicava um equilíbrio operacional. O salão, com capacidade para 50 pessoas e tempo médio de permanência de 30 minutos, podia atender confortavelmente o fluxo de clientes. O sistema de caixa, com dois pontos e tempo médio de atendimento de 3 minutos, também não apresentava gargalos significativos, uma vez que a taxa de saída do caixa era superior à taxa de chegada de clientes prontos para pagar.

A DRE mensal projetada para este cenário apontava para uma situação financeira saudável. A receita líquida de vendas era de R\$ 123.247,20. Os custos dos produtos vendidos (CPV), calculados sobre o custo de R\$ 25,00 por kg, totalizavam R\$ 43.200,00. A margem de contribuição era, portanto, de R\$ 80.047,20. Descontando-se as despesas operacionais – salários (R\$ 18.600,00 para 7 funcionários) e despesas fixas (R\$ 6.000,00) –, o lucro operacional líquido mensal era de aproximadamente R\$ 55.447,20.

Com a pandemia, o restaurante adaptou seu modelo de negócios para operar exclusivamente com vendas de marmitex via delivery. Os pedidos eram recebidos principalmente por aplicativos e WhatsApp. Dados de 9 dias de operação indicavam uma média de 236 pedidos, com uma taxa de cancelamento de 7,98%. A média diária líquida de pedidos era de aproximadamente 24,3 $((236 / 9) * (1 - 0,0798))$.

O processo operacional foi remodelado. As caixas recebiam pedidos a cada 1 minuto e 2 segundos em média, e o repasse para as atendentes levava 2 minutos e 14 segundos. O tempo de montagem da marmita era de 10 minutos. A aplicação dos conceitos de teoria das filas (ARENALES et al., 2007) permitiu identificar um gargalo crítico no processo de montagem. Com uma taxa de serviço de 6 marmitex por hora por atendente (60 min / 10 min de montagem) e 3 atendentes, a capacidade total de montagem era de 18 pedidos por hora. Considerando um dia de 4 horas, a capacidade diária máxima era de 72 pedidos, o que estava significativamente acima da demanda média diária de 24,3 pedidos, não configurando um gargalo nessa etapa específica para a demanda observada. No entanto, a análise do tempo total do pedido, desde o recebimento até a disponibilidade para entrega (tempo de recebimento + tempo de repasse + tempo de

montagem), que poderia exceder 13 minutos, indicava uma possível lentidão no processo de comunicação interna, um gargalo de informação e fluxo.

O volume de comida vendido diariamente era de aproximadamente 18,2 kg (24,3 pedidos * 0,75 kg), alcançando 437 kg mensais. A receita bruta diária provinha da venda dos marmitex (R\$ 20,00) e da taxa de entrega (R\$ 5,00), totalizando R\$ 607,50 por dia e R\$ 14.580,00 por mês.

A DRE mensal para o período pandêmico refletiu o impacto da mudança do modelo de negócios. A receita líquida era de R\$ 14.580,00. O CPV, com custo de R\$ 20,00 por kg, totalizava R\$ 8.740,00. A margem de contribuição era de R\$ 5.840,00. As despesas operacionais incluíam salários (R\$ 15.600,00 para 6 funcionários fixos, já que uma cozinheira foi dispensada, mantendo-se as 3 atendentes), despesas fixas reduzidas (R\$ 5.000,00) e as comissões dos entregadores. Considerando uma comissão média de R\$ 3,00 por entrega (parte dos R\$ 5,00 cobrados), o custo mensal com entregas era de aproximadamente R\$ 1.750,00 (24,3 pedidos/dia * 24 dias * R\$ 3,00). O resultado final apontava para um prejuízo operacional mensal de aproximadamente R\$ 16.510,00 (R\$ 5.840,00 - R\$ 15.600,00 - R\$ 5.000,00 - R\$ 1.750,00), evidenciando a insustentabilidade financeira do modelo puramente de delivery com a estrutura de custos mantida e a demanda drasticamente reduzida.

A simulação realizada com o auxílio da inteligência artificial não apenas quantificou os resultados financeiros, mas também permitiu visualizar a subutilização da capacidade produtiva instalada e a crítica dependência de um volume de pedidos que se mostrou insuficiente para cobrir os custos fixos e variáveis da operação. Esta aplicação prática corrobora a visão de Silva (2023) e Morais e Morais (2024) sobre o papel da IA em processar dados complexos e simular cenários, fornecendo subsídios robustos para a tomada de decisão estratégica.

4.4 Síntese dos Resultados

A consolidação dos dados obtidos através das simulações realizadas pelo ChatGPT, Gemini e Deep Seek permite uma avaliação integrada da aplicabilidade da Inteligência Artificial na Pesquisa Operacional. A análise comparativa evidencia que, embora a lógica estrutural da modelagem empresarial tenha sido respeitada por todas as ferramentas, houve divergências significativas na interpretação financeira dos dados, validando a necessidade de supervisão humana no processo decisório.

Sob a ótica operacional, houve consenso entre as três IAs quanto ao diagnóstico da capacidade produtiva. No cenário pré-pandemia, todas as ferramentas identificaram corretamente a existência de uma severa ociosidade no sistema, corroborando a Teoria das Filas de Taha (2008), uma vez que a demanda de vinte e quatro clientes diários representava apenas uma fração da capacidade instalada de quatrocentos lugares. Da mesma forma, no cenário pandêmico, as simulações convergiram para a identificação do deslocamento do gargalo operacional: a restrição deixou de ser a demanda e passou a ser o tempo de processamento (montagem das marmitas) e a logística de entrega, elementos que elevaram o fator de uso do sistema (ρ) para níveis críticos.

Entretanto, a síntese dos resultados financeiros revela discrepâncias interpretativas relevantes entre os modelos. Enquanto o ChatGPT avaliou o cenário pré-pandemia como "financeiramente sustentável", e o DeepSeek projetou um lucro operacional líquido robusto de aproximadamente R\$ 55.447,20, a simulação do Gemini, utilizando os mesmos parâmetros de entrada, apontou para uma inviabilidade operacional com prejuízo líquido superior a R\$ 11.000,00. Essa variação demonstra que, na modelagem de sistemas complexos descrita por Uhlmann (2002), a definição das variáveis de decisão e a interpretação de custos fixos e variáveis pelos algoritmos de IA não são uniformes.

Essa heterogeneidade nos resultados financeiros reforça a hipótese de que a Inteligência Artificial atua como um potente mecanismo de "inteligência organizacional" e suporte analítico, conforme propõe Silva (2023), mas não substitui a validação técnica do gestor. As ferramentas demonstraram alta eficácia na aplicação de fórmulas da Pesquisa Operacional para identificar gargalos físicos e temporais (visão sistêmica), mas apresentaram "alucinações" ou interpretações divergentes na estruturação do Demonstrativo de Resultado (visão financeira). Portanto, a síntese do estudo indica que a modelagem empresarial assistida por IA é viável e recomendada para a otimização de fluxos, desde que os *outputs* financeiros sejam auditados com base na realidade contábil da organização.

5 CONCLUSÕES

A presente pesquisa teve como objetivo analisar comparativamente a capacidade de três ferramentas de Inteligência Artificial – ChatGPT, Gemini e DeepSeek – em aplicar a modelagem empresarial e a Pesquisa Operacional na avaliação do desempenho produtivo e financeiro de um restaurante *self-service* em dois cenários distintos: pré-pandemia e durante a pandemia de COVID-19. Fundamentada nos princípios da Teoria Geral dos Sistemas (Uhlmann, 2002; Araújo; Gouveia, 2016), na Modelagem Empresarial (de MIRANDA, 2000), na Pesquisa Operacional e sua Teoria das Filas (Hillier; Lieberman, 2006; Taha, 2008) e no papel da inteligência artificial na gestão (Silva, 2023; Soares, 2024), esta pesquisa adotou o método de estudo de caso para colocar em prática a simulação dos dados operacionais reais do estabelecimento, conforme orientam Arenales et al. (2007). Ao término do estudo, foi possível responder integralmente às questões orientadoras da pesquisa, avaliar as hipóteses levantadas e compreender os limites e potencialidades do uso da IA em ambientes organizacionais reais.

As simulações demonstraram que, no cenário pré-pandemia, o restaurante operava com extrema ociosidade produtiva, atendendo cerca de vinte e quatro clientes diários, apesar de possuir capacidade teórica superior a quatrocentos atendimentos por dia. A baixa demanda constituía o principal gargalo do sistema, e não a estrutura produtiva, que se mantinha plenamente disponível. Essa interpretação é coerente com a Teoria das Filas, que prevê que sistemas subutilizados apresentam baixa probabilidade de formação de filas e ausência de sobrecarga operacional (Taha, 2008), ainda que isso não implique eficiência econômica. De fato, embora financeiramente viável, a operação apresentava desempenho aquém do potencial, confirmando uma das questões orientadoras sobre a capacidade de identificar gargalos estruturais e sua implicação na rentabilidade.

Com a pandemia, a dinâmica operacional foi profundamente alterada. A transição forçada para o delivery eliminou a ociosidade do salão, mas introduziu novos gargalos no processo de montagem e despacho das marmitas, cuja capacidade produtiva passou a operar próxima ao limite, especialmente em razão do tempo médio de montagem e da menor janela disponível para atendimento. Além disso, a análise financeira revelou que o modelo exclusivamente baseado em delivery tornou-se inviável, dado que a receita gerada não conseguiu compensar os custos fixos mantidos. Esses achados respondem às questões orientadoras relacionadas às mudanças de

comportamento do sistema em diferentes cenários e às lições gerenciais extraídas, demonstrando como alterações ambientais podem comprometer gravemente a estabilidade e a viabilidade econômica de uma operação – conforme prevê a Teoria Geral dos Sistemas (Uhlmann, 2002).

No âmbito comparativo entre as ferramentas de IA, o estudo evidenciou que, embora todas tenham sido capazes de estruturar modelos de simulação e identificar gargalos, houve significativa variabilidade na precisão dos resultados financeiros e operacionais apresentados. O ChatGPT demonstrou maior profundidade interpretativa e coerência sistêmica; o Gemini apresentou rigor matemático na aplicação de fórmulas; enquanto o DeepSeek mostrou-se mais sensível a interpretações divergentes dos dados brutos, chegando em alguns momentos a estimativas incompatíveis com o prompt original. Essa discrepância entre as plataformas evidencia que a capacidade das IAs para gerar diagnósticos depende diretamente da forma como interpretam os dados fornecidos, respondendo às questões sobre precisão (Q3) e utilidade comparativa dos outputs (Q4). Assim, a pesquisa confirma que, embora as IAs sejam ferramentas poderosas, sua plena confiabilidade ainda exige supervisão humana rigorosa, validando-se parcialmente a hipótese nula (H^0) e confirmando integralmente a hipótese alternativa (H^1), que afirma que a IA possibilita a simulação gerencial, mas não substitui o papel analítico do gestor.

Por fim, este estudo cumpre seu objetivo central ao demonstrar que a Inteligência Artificial é aplicável à Pesquisa Operacional e capaz de auxiliar a gestão empresarial na análise de cenários complexos. Ao mesmo tempo, oferece uma importante contribuição para o campo ao revelar empiricamente as limitações e riscos da utilização acrítica dessas tecnologias. As ferramentas de IA mostraram-se eficientes, rápidas e acessíveis, mas também suscetíveis a interpretações inconsistentes dos mesmos dados, reforçando a necessidade destacada por Estrela, Santos e Silva (2025) de que o uso de IA seja equilibrado com o julgamento humano. Para pesquisas futuras, recomenda-se o desenvolvimento de métodos de engenharia de prompt adaptados à Pesquisa Operacional, bem como o avanço de modelos de IA que incorporem algoritmos de PO de forma padronizada, promovendo maior uniformidade e confiabilidade nos resultados.

Assim, conclui-se que a integração entre modelagem empresarial, pesquisa operacional e inteligência artificial oferece grande potencial para aprimorar processos decisórios, desde que aplicada com criticidade, validação e supervisão adequadas. O estudo apresentado reforça a

importância de compreender essas ferramentas não como substitutos, mas como extensões do pensamento analítico gerencial, capazes de ampliar a visão estratégica e apoiar decisões em contextos empresariais dinâmicos e complexos.

5.1 Sugestões para trabalhos futuros

A realização deste estudo abriu precedentes para novas investigações acerca da interseção entre Inteligência Artificial Generativa e Pesquisa Operacional. Considerando os desafios encontrados – notadamente a variabilidade interpretativa dos dados financeiros pelas diferentes ferramentas e a necessidade de validação humana –, sugerem-se as seguintes linhas para pesquisas futuras:

- **Padronização de Engenharia de Prompt para PO:** Desenvolver e validar protocolos de *prompting* estruturados (como *Chain-of-Thought* ou *Tree of Thoughts*) específicos para problemas de modelagem empresarial. O objetivo seria verificar se uma estruturação mais rígida dos dados de entrada reduz a "alucinação" e aumenta a precisão dos cálculos matemáticos realizados pelas IAs.
- **Comparativo com Softwares de Simulação Tradicionais:** Realizar um estudo comparativo onde os resultados gerados pelas IAs sejam confrontados não apenas entre si, mas contra um "gabarito" (Ground Truth) gerado por softwares de simulação dedicados (como Arena, Simio ou FlexSim). Isso permitiria quantificar com exatidão a margem de erro das IAs em cenários estocásticos complexos.
- **Integração Híbrida (IA + Solvers):** Investigar a viabilidade de modelos híbridos onde a IA Generativa atue apenas na interpretação do problema e na estruturação do modelo, delegando a execução dos cálculos para *solvers* matemáticos externos via API. Essa abordagem poderia unir a capacidade interpretativa da linguagem natural com o rigor matemático necessário para a Pesquisa Operacional.
- **Aplicação em Diferentes Setores Econômicos:** Expandir a metodologia deste estudo de caso para outros setores além do ramo de alimentação, como logística industrial ou

serviços de saúde, para avaliar se a capacidade de diagnóstico de gargalos das IAs se mantém consistente em diferentes contextos operacionais e escalas de complexidade.

6 REFERÊNCIAS

ARENALES, Marcos; ARMENTANO, Vinicius; MORABITO, Reinaldo; YANASSE, Horácio. **Pesquisa Operacional**. Rio de Janeiro: Elsevier: ABEPRO, 2007. 519p.

SILVA, Jose Pereira da. **Análise Financeira das Empresas**. 3ª ed. Editora Atlas. São Paulo 2007

TORRES, Alda Judith V. **A Teoria Geral de Sistemas e a Teoria das Organizações**. Revista de Administração Pública, v. 32, n. 1, p. 23-33, 1998.

CAMPOS, Wesley Pina, FARINA, Renata Mirella, FLORIAN, **Fabiana** INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: MACHINE LEARNING NA GESTÃO EMPRESARIAL. (2022). RECIMA21 - Revista Científica Multidisciplinar - ISSN 2675-6218, 3(6), e361617. Disponível em: <https://doi.org/10.47820/recima21.v3i6.1617>. Acesso em 29 out. 2025.

Freitas, C. R. de, Luche, J. R. D., & Freitas, L. H. O. de. (2024). REVOLUÇÃO NA GESTÃO ORGANIZACIONAL COM IA: PLANEJAMENTO, PROCESSOS E DESEMPENHO. Revista Gestão E Conhecimento, 18(2), e359. Disponível em: <https://doi.org/10.55908/RGCV18N2-011>. Acesso em 29 out.2025.

HILLIER, Frederick S.; LIEBERMAN, Gerald J. **Introdução à pesquisa operacional**. 8ªed. São Paulo: McGraw, 2006. 811p. Disponível em: [https://books.google.com.br/books?hl=pt-](https://books.google.com.br/books?hl=pt-BR&lr=&id=-A88a0-)

[BR&lr=&id=-A88a0-KxQ0C&oi=fnd&pg=PR1&dq=HILLIER,+Frederick+S.%3B+LIEBERMAN,+Gerald+J.+Introdu%C3%A7%C3%A3o+%C3%A0+pesquisa+operacional.+8%C2%AAed.+S%C3%A3o+Paulo:+McGraw,+2006.+811p.&ots=IO2iFYbDZS&sig=-56RBGyhrdvFIzzJCTe5D7I_JO8&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false](https://books.google.com.br/books?hl=pt-BR&lr=&id=-A88a0-KxQ0C&oi=fnd&pg=PR1&dq=HILLIER,+Frederick+S.%3B+LIEBERMAN,+Gerald+J.+Introdu%C3%A7%C3%A3o+%C3%A0+pesquisa+operacional.+8%C2%AAed.+S%C3%A3o+Paulo:+McGraw,+2006.+811p.&ots=IO2iFYbDZS&sig=-56RBGyhrdvFIzzJCTe5D7I_JO8&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false). Acesso em: 30 out. 2025.

FÁVERO, Luiz Paulo; BELFIORE, Patrícia. **Manual de Análise de Dados: Estatística e Modelagem Multivariada com Excel**. São Paulo (FEA/USP). 2017. Disponível em: https://books.google.com.br/books?hl=pt-BR&lr=&id=SmlaDwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA53&dq=F%C3%81VERO,+Luiz+Paulo%3B+BELFIORE,+Patr%C3%ADcia.+Pesquisa+operacional+para+curso+de+engenharia.+&ots=6MNFrOQSL&sig=71zDpdp_G0wuNcRq_4qD_UWsYhc&redir_esc=y#v=onepage&q=F%C3%81VERO%2C%20Luiz%20Paulo%3B%20BELFIORE%2C%20Patr%C3%ADcia.%20Pesquisa%20operacional%20para%20curso%20de%20engenharia.%20.&f=false. Acesso em: 30 out. 2025.

ANDRADE, Letícia Oliveira; SILVA JÚNIOR, José Ferreira da; RODRIGUES, Thales Volpe; CARVALHO, Gustavo Dambiski Gomes de. **Modelagem e simulação no estudo de melhoria da capacidade produtiva em uma empresa de serviços de lavanderia na cidade de Passos**. Revista de Tecnologia Aplicada (RTA), v. 9, n. 2, p. 38–62, mai./ago. 2020. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.48005/2237-3713rta2020v9n2p3862>. Acesso em: 01 nov. 2025.

ARAÚJO, Andréa Cristina Marques de; GOUVEIA, Luís Borges. **Uma revisão sobre os Princípios da Teoria Geral dos Sistemas**. Estação Científica, Juiz de Fora, n. 16, p. 1-12, jul./dez. 2016. Disponível em:

<https://estacio.periodicoscientificos.com.br/index.php/estacaocientifica/article/view/2273>. Acesso em: 01 nov. 2025.

SILVA, Diego Moura Gomes da. **O uso da inteligência artificial para tomada de decisão estratégica.** Fortaleza: Unichristus, 2023. Disponível em: <https://repositorio.unichristus.edu.br/jspui/handle/123456789/1679>. Acesso em 05 nov. 2025.

SOARES, Marta Guimarães. *O poder da inteligência artificial no mundo empresarial.* Porto: Instituto Politécnico do Porto, 2024. Disponível em: <https://parc.ipp.pt/index.php/trendshub/article/download/5663/3192/14040>. Acesso em 09 nov. 2025.

TAHA, Hamdy A. **Pesquisa Operacional: uma visão geral.** 8ªed. São Paulo: Person Prentice hall, 2008.363p. Disponível em: <https://pt.scribd.com/document/398955508/Pesquisa-Operacional-8%C2%AA-Ed-Taha-2008-pdf>. Acesso em 09 nov.2025.

UHLMANN, Günter Wilhelm. **Teoria Geral dos Sistemas: do Atomismo ao Sistemismo – Uma abordagem Sintética das Principais Vertentes Contemporâneas desta Proto-Teoria.** São Paulo: Versão Pré-print. 2002. Disponível em: https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/38765306/Teoria_Geral_dos_Sistemas_1-libre.pdf?1442242744=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DTeoria_Geral_dos_Sistemas.pdf&Expires=1763659374&Signature=YydC32cgHzmJ6Unds2Rotx7RVnJ9~1GqKnypREhLD5SyDW-iiZQ6wHgnAgq7LlsqIRtWX2P8UpPnnTlztuDPCPosvag05GMTLUUwQawbg6IKmJkDPO-D1H1MYUd6KaJVvM19HSPyuIQP6XCdbVKDFVUB3Ct~r-wQ6kpKtNIpVXtbXLsK1CU4yRBsoEorke9JdV4tjDc8NhKq5zAj5u7xh1ZdL0gkhhpgwjPOqyM9P1r-EkB-ldQMlyVJiZv0HaZrGB0DtuqoXf6pjGi7aFVjwPEOvBargrXgUmtpo-uTBGKIUI0v9Ah-H1egoLy7fKuVWnu26zpK51hQuhgCrihq3qA_&Key-Pair-Id=APKAJLOHF5GGSLRBV4ZA. Acesso em 10 nov. 2025.

Miranda, S. V de. (2014). **A Gestão da Informação e a Modelagem de Processos.** Revista Do Serviço Público, 61(1), p. 97-112. Disponível em: <https://doi.org/10.21874/rsp.v61i1.39>. Acesso em: 10 nov. 2025.

ANEXO



Prompt.txt

Antes da Pandemia

- O restaurante funcionava das 8:00 as 16:00 horas por 6 dias na semana;
- Das 8:00 as 11:00 horas, as refeições eram preparadas por 03 cozinheiras que após a abertura ficavam responsáveis pela exposição e reposição da comida, limpeza em geral da cozinha e dos pratos e talheres;
- O atendimento era *self-service* e alguns clientes optavam por levarem marmitex (pratos feitos) para viagem que eram preparadas em 15 minutos pelas atendentes;
- No salão principal, 3 atendentes despachavam os clientes;
- No salão principal comportavam 50 pessoas almoçando ao mesmo tempo;
- Cada pessoa ficava em média 30 minutos no restaurante; incluindo aí, a montagem do prato, a pesagem e a alimentação;
- Após o término, levanta e se dirige aos 02 caixas existentes e lá permaneciam por 03 minutos para pagarem e irem embora;
- O restaurante funcionava aberto ao público das 11:00 as 15:00 horas;
- O tempo de chegada de cada cliente era em média de 10 minutos;
- O preço de custo (PC) para produzir um (01) quilo de comida era de R\$25,00, incluso os Custos Indiretos de produção;
- O preço de venda (PV) do quilo de comida era de R\$ 59,90;
- O peso médio (média aritmética) de cada prato era de 750 gramas por prato por cliente;
- Não há perda de comida ao final do dia, tudo era reaproveitado;
- 80% dos clientes almoçavam no local e 20% pediam a marmitex (prato feito);
- O salário médio dos empregados era de R\$ 2.600,00 já com encargos trabalhistas incluídos no valor;
- A despesa fixa (DF) mensal com Aluguel, Energia, Água, Internet e Material de Escritório era de R\$ 6.000,00 por mês;
- A empresa cobrava R\$5,00 a mais pela entrega dos Marmitex (prato feito), custo dos descartáveis;

Considerando as informações do Restaurante acima, informe: Quantidade de Pratos e Marmitex vendidas por dia e no mês? O restaurante possuía algum gargalo de produção? Volume de Comida Vendida no dia e no mês? Faça o Demonstrativo de Resultado no Final do Mês (DRE).

Duante a Pandemia

- O restaurante funcionava das 8:00 as 16:00 por 6 dias na semana;
- Das 8:00 as 11:00, as refeições são preparadas por 03 cozinheiras que após a abertura são responsáveis pela reposição comida, limpeza em geral da cozinha;
- O atendimento era só pra venda de marmitex (pratos feitos) para viagem que são preparados em 15 minutos pelas atendentes;
- No salão principal, 3 atendentes despachavam os pedidos recebidos pelas caixas via aplicativo de pedido de comida ou pelo whatsapp do restaurante;
- As duas caixas recebiam os pedidos na semana no tempo médio de 1 minuto e 02 segundos.
- Após o recebimento desses pedidos, eles eram encaminhados para as atendentes no tempo médio semanal de 2 minutos e 14 segundos;
- O restaurante funcionava das 11:00 às 15:00 horas;
- O tempo de montagem dessas marmitas eram em média de 10 minutos, e após finalizadas, saiam para entrega de acordo com a ordem chegada e os locais de entrega dos pedidos;
- O preço de custo (PC) para produzir um (01) quilo de comida é de R\$20,00, incluso os Custos Indiretos de produção;
- O preço de venda (PV) da marmita era de 20,00 reais mais o custo médio das entregas de 5,00 reais por cliente;
- O peso médio (média aritmética) de cada marmitex é de 750 gramas por cliente;
- Não há perda de comida ao final do dia, tudo era reaproveitado;
- Em 9 dias de funcionamentos, eram realizados em média 236 pedidos pelo aplicativo de comida por delivery;
- 7,98% dos clientes cancelavam seus pedidos;
- O salário médio dos empregados era de R\$ 2.600,00 com encargos trabalhistas incluídos no valor.
- Havia 6 entregadores que recebiam através as comissões das entregas;

- A despesa Fixa (DF) mensal com Aluguel, Energia, Água, Internet e Material de Escritório era de R\$ 5.000,00 por mês.

Considerando as informações do Restaurante, informe: Quantidade de Marmitex vendidas por dia e no mês? O restaurante possuía algum gargalo de produção? Volume de Comida Vendida no dia e no mês? Faça o Demonstrativo de Resultado no Final do Mês (DRE).