

O USO DA MODELAGEM EMPRESARIAL NA PESQUISA OPERACIONAL: UMA APLICAÇÃO COM A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

THE USE OF BUSINESS MODELING IN OPERATIONS RESEARCH: AN
APPLICATION WITH ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Ciências Exatas e da Terra, Ciências Sociais Aplicadas • 26/05/2026

REGISTRO DOI: [10.70773/revistatopicos/779665715](https://doi.org/10.70773/revistatopicos/779665715)

Ricardo Daher Oliveira¹

Wilson Alves de Araújo²

Victor Borges Canella³

Marcio Santos Carvalho⁴

RESUMO

Este artigo analisa o uso da modelagem empresarial na pesquisa operacional com apoio da inteligência artificial, considerando sua aplicação na avaliação do desempenho produtivo e financeiro de um restaurante self-service em dois contextos distintos: período pré-pandemia e período pandêmico. O estudo fundamenta-se na Teoria Geral dos Sistemas, na modelagem empresarial, na teoria das filas e no uso da inteligência artificial como ferramenta de simulação gerencial. Metodologicamente, adotou-se um estudo de caso com dados reais da operação do restaurante, posteriormente submetidos às ferramentas ChatGPT, Gemini e DeepSeek para fins de modelagem, simulação e diagnóstico. Os resultados demonstraram que, no cenário pré-pandemia, havia elevada ociosidade produtiva, enquanto no cenário pandêmico o gargalo deslocou-se para a montagem e expedição de pedidos no sistema delivery, além de se constatar fragilidade financeira. A comparação entre as ferramentas revelou convergência no diagnóstico operacional, mas divergências na interpretação dos dados financeiros. Conclui-se que a inteligência artificial possui grande potencial para apoiar a pesquisa operacional e a tomada de decisão, embora ainda exija supervisão humana para validação dos resultados obtidos.

Palavras-chave: Modelagem Empresarial; Pesquisa Operacional; Inteligência Artificial; Teoria das Filas; Simulação Gerencial.

ABSTRACT

This article analyzes the use of enterprise modeling in operations research supported by artificial intelligence, considering its application in evaluating the productive and financial performance of a self-service restaurant in two distinct contexts: the pre-pandemic period and the pandemic period. The study is grounded in General Systems Theory, enterprise modeling, queueing theory,

and the use of artificial intelligence as a managerial simulation tool. Methodologically, a case study was conducted using real operational data from the restaurant, later submitted to ChatGPT, Gemini, and DeepSeek for modeling, simulation, and diagnostic purposes. The results showed that, in the pre-pandemic scenario, there was high productive idleness, whereas in the pandemic scenario the bottleneck shifted to order assembly and dispatch in the delivery system, in addition to financial fragility. The comparison among the tools revealed convergence in the operational diagnosis, but divergences in the interpretation of financial data. It is concluded that artificial intelligence has strong potential to support operations research and decision-making, although it still requires human supervision to validate the results obtained.

Keywords: Enterprise Modeling; Operations Research; Artificial Intelligence; Queueing Theory; Managerial Simulation.

1. INTRODUÇÃO

A crescente complexidade dos sistemas produtivos e administrativos tem levado as organizações a adotar metodologias capazes de integrar tecnologia, estratégia e gestão de maneira mais eficiente. Nesse contexto, a modelagem empresarial destaca-se como importante instrumento da pesquisa operacional, pois permite representar, compreender e aperfeiçoar processos organizacionais com base em critérios analíticos e científicos. Quando associada à inteligência artificial, essa modelagem amplia seu alcance, pois deixa de operar apenas com estruturas fixas e passa a incorporar mecanismos capazes de aprender, adaptar-se e aperfeiçoar continuamente os resultados. Soares (2024) afirma que a inteligência artificial constitui uma das grandes revoluções tecnológicas do século XXI, alterando profundamente a forma como

as empresas administram suas atividades e interagem com os ambientes interno e externo.

O uso articulado da modelagem empresarial com a inteligência artificial amplia a capacidade analítica da pesquisa operacional, favorecendo a construção de decisões baseadas em simulações preditivas e cenários otimizados. Conforme Silva (2023), a inteligência artificial tem se consolidado como ferramenta estratégica por sua capacidade de processar grandes volumes de dados, prever resultados e avaliar riscos de forma automatizada. Esse potencial contribui para a elaboração de modelos mais próximos da realidade organizacional, integrando variáveis financeiras, logísticas, operacionais e administrativas em um sistema dinâmico. Em vez de depender de hipóteses estáticas, esses modelos podem ser atualizados continuamente, ajustando seus parâmetros a partir de novos dados e elevando a precisão das análises realizadas.

Além disso, a integração entre inteligência artificial e os fundamentos da Indústria 4.0 tem provocado mudanças estruturais nos processos de produção, logística e gestão. De acordo com Moraes e Moraes (2024), a digitalização e a automação inteligente substituem antigos fluxos lineares de decisão por sistemas dinâmicos, interconectados e adaptativos. Nesse cenário, a modelagem empresarial assume papel central, pois fornece a base conceitual necessária para a aplicação de algoritmos voltados à otimização de recursos e ao aperfeiçoamento da decisão gerencial. Assim, a pesquisa operacional deixa de ser apenas uma técnica de cálculo e passa a atuar como instrumento de inteligência organizacional, articulando variáveis quantitativas e qualitativas em favor da eficiência sistêmica.

Garcia, Freitas e Albuquerque (2024) observam que a aplicação da inteligência artificial às rotinas administrativas e operacionais tem promovido mudanças profundas na forma de gerir organizações. Ferramentas inteligentes automatizam tarefas repetitivas, coletam e interpretam dados, produzem relatórios analíticos e auxiliam na identificação de padrões que muitas vezes não seriam percebidos por métodos convencionais. No campo da pesquisa operacional, essas ferramentas permitem simular cenários, calcular tempos, mensurar recursos, identificar gargalos e testar estratégias alternativas com mais rapidez e precisão. Desse modo, a modelagem empresarial deixa de ser apenas uma representação estática e transforma-se em processo contínuo de aprendizagem e aprimoramento organizacional.

Marcati Junior et al. (2024) ressaltam que a eficiência dos modelos empresariais depende diretamente da qualidade dos dados utilizados e do rigor do processo de modelagem. Quando abastecida por informações confiáveis, a inteligência artificial consegue representar de forma mais precisa as relações entre custos, demanda, estoque, produção e demais variáveis operacionais. Estrela, Santos e Silva (2025) acrescentam que essa capacidade favorece a construção de modelos integrados e automatizados, reduzindo incertezas, melhorando a previsibilidade e ampliando o suporte à tomada de decisão. Além disso, Morais e Morais (2024) destacam que a aplicação da IA também contribui para a sustentabilidade organizacional, ao reduzir desperdícios, equilibrar recursos e melhorar o desempenho global das operações.

Diante desse contexto, observa-se que a convergência entre modelagem empresarial, pesquisa operacional e inteligência artificial inaugura um novo paradigma para a administração

científica, pois transforma dados em conhecimento analítico e conhecimento em decisão estratégica. Como destaca Silva (2023), o futuro da gestão depende cada vez mais da aproximação entre raciocínio humano e inteligência artificial. Nesse sentido, o problema de pesquisa deste estudo é: de que forma o uso da modelagem empresarial na pesquisa operacional, associado à inteligência artificial, pode contribuir para a análise, simulação e aperfeiçoamento dos processos decisórios nas organizações? Em consonância com essa questão, o objetivo geral consiste em analisar de que forma a modelagem empresarial aplicada à pesquisa operacional, com suporte da inteligência artificial, pode contribuir para a compreensão, simulação e melhoria dos processos organizacionais.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA OU REVISÃO DA LITERATURA

A partir deste tópico, este artigo, faz uma breve revisão da teoria de forma a 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. Neste sentido, será abordado as particularidades da Teoria dos sistemas, da Modelagem empresarial, da Teoria de Fila e do uso da Inteligência Artificial para processos de simulação de processos produtivos.

2.1. A Empresa Como Um Sistema

A compreensão da empresa como um sistema aberto constitui uma das contribuições mais relevantes da Teoria Geral dos Sistemas para o campo da administração. Nessa perspectiva, a organização é entendida como um conjunto de elementos interdependentes, em

constante interação com o ambiente externo, do qual recebe insumos e para o qual devolve produtos, serviços e informações. Essa relação contínua de trocas é fundamental para a adaptação, a sobrevivência e a permanência da empresa em contextos dinâmicos e competitivos (Uhlmann, 2002, p. 21). Assim, a organização não pode ser analisada de forma isolada, pois depende de fatores internos e externos que condicionam seu funcionamento e sua capacidade de resposta. Araújo e Gouveia (2016, p. 9) ressaltam que a empresa, como sistema aberto, importa recursos físicos, humanos e informacionais, processa-os e os transforma em resultados destinados ao meio externo.

Segundo a abordagem sistêmica, todo sistema apresenta parâmetros fundamentais, entre os quais se destacam permanência, ambiente e autonomia. A permanência refere-se à capacidade de o sistema manter-se ativo ao longo do tempo, resistindo aos processos de desorganização e declínio. O ambiente compreende o conjunto de forças externas com as quais a empresa interage, como mercado, clientes, concorrência, legislação e transformações tecnológicas, exigindo respostas organizacionais coerentes e planejadas. Já a autonomia diz respeito à capacidade do sistema de se autorregular, utilizando memória organizacional e mecanismos de feedback para ajustar suas ações e preservar seu equilíbrio funcional (Uhlmann, 2002, p. 50-54). Nesse sentido, a empresa desenvolve não apenas rotinas operacionais, mas também estruturas de controle e adaptação que garantem sua continuidade.

Além dos parâmetros básicos, a Teoria Geral dos Sistemas também descreve parâmetros evolutivos, como composição, conectividade, estrutura, integralidade, funcionalidade, organização e complexidade. Esses elementos ajudam a explicar a maneira pela

qual o sistema empresarial se desenvolve e se articula internamente. A composição refere-se aos diversos elementos que formam a organização; a conectividade está relacionada às interações entre esses elementos; a estrutura define o modo como eles se organizam; a integralidade expressa a coesão entre as partes; a funcionalidade trata do desempenho de funções específicas; a organização representa a coerência interna do sistema; e a complexidade decorre do número e da intensidade das conexões estabelecidas (Uhlmann, 2002, p. 59-64). Tais parâmetros evidenciam que a empresa não é uma soma mecânica de setores, mas uma totalidade integrada.

No âmbito organizacional, esses elementos se materializam nos diversos subsistemas que compõem a empresa. Segundo Torres (1998, p. 30), os subsistemas organizacionais podem ser classificados como produtivo, de suporte, de manutenção, adaptativo e administrativo. O subsistema produtivo é responsável pela transformação dos insumos em produtos ou serviços; o de suporte realiza a interface com outros sistemas externos; o de manutenção integra os indivíduos à lógica organizacional; o adaptativo interpreta as mudanças do ambiente; e o administrativo coordena, controla e direciona os demais subsistemas. Essa divisão demonstra que cada setor possui funções específicas, mas todas estão subordinadas ao objetivo global da organização. Por isso, qualquer alteração em uma parte do sistema tende a produzir efeitos sobre as demais, reafirmando o princípio da interdependência sistêmica.

A empresa também pode ser compreendida como um sistema sociotécnico, no qual se articulam dimensões técnicas, sociais e culturais. O subsistema técnico envolve tarefas, tecnologias, equipamentos e processos produtivos; o subsistema social

compreende relações interpessoais, normas e valores; e o subsistema cultural corresponde aos hábitos, expectativas e visões compartilhadas pelos membros da organização (Torres, 1998, p. 32). Essa leitura evidencia que o desempenho organizacional não depende apenas de eficiência técnica, mas também da qualidade das relações humanas e da coerência cultural que sustenta o funcionamento coletivo.

Nesse contexto, a gestão assume papel decisivo, pois cabe ao administrador integrar os subsistemas por meio das funções de planejamento, organização, direção e controle. A lógica do feedback torna-se essencial, uma vez que permite corrigir desvios, reajustar decisões e manter a coerência entre os objetivos empresariais e as exigências ambientais. A homeostase organizacional, entendida como equilíbrio dinâmico, expressa justamente essa capacidade de adaptação permanente diante das mudanças internas e externas (Araújo; Gouveia, 2016, p. 11). Uhlmann (2002, p. 49) destaca que a retroalimentação constitui elemento central da administração sistêmica, pois transforma informações em mecanismos de regulação.

Outro aspecto relevante é a necessidade de combater a entropia organizacional. Sem renovação, aprendizado e inovação, a empresa tende à estagnação. Por isso, a incorporação de novos conhecimentos, a capacitação das pessoas e o aperfeiçoamento dos processos são formas de negentropia, isto é, de reposição de energia organizacional necessária à sobrevivência do sistema (Torres, 1998, p. 29). A memória organizacional também exerce função estratégica nesse processo, pois permite que a empresa aprenda com experiências anteriores e desenvolva maior autonomia adaptativa (Uhlmann, 2002, p. 58).

Por fim, a empresa deve ser entendida como parte de um sistema mais amplo, composto por clientes, fornecedores, concorrentes, governo e demais agentes com os quais mantém constantes relações de troca. A equifinalidade demonstra que diferentes caminhos podem conduzir ao mesmo objetivo, desde que haja coerência entre os subsistemas e clareza estratégica na condução organizacional (Araújo; Gouveia, 2016, p. 12). Assim, conceber a empresa como sistema significa reconhecer sua complexidade, sua abertura ao ambiente e a necessidade de gestão integrada, flexível e orientada para a adaptação contínua.

2.2. A Modelagem do Sistema Empresarial

A modelagem do sistema empresarial decorre da compreensão de que a empresa é formada por subsistemas interdependentes, cuja integração garante a harmonia entre processos de compra, venda, pagamento, recebimento e produção de bens e serviços. Essa perspectiva sistêmica permite ao gestor compreender a complexidade organizacional 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 identifica a relação entre atividades executadas, objetivos de negócio e consumo de recursos, favorecendo a eficácia e a eficiência dos fluxos internos. Com isso, a empresa deixa de ser vista como um conjunto fragmentado de setores e passa a ser entendida como um sistema integrado de informações, decisões e resultados.

Baldam et al. (2007) afirmam que a modelagem surge como resposta à necessidade de transparência e responsabilidade nas transações empresariais, ampliadas pela evolução tecnológica e

pelas exigências de governança corporativa. Nessa lógica, os processos organizacionais devem ser percebidos como sistemas de informação e decisão, nos quais a modelagem permite avaliar a eficiência e a eficácia de cada subsistema (Baldam et al., 2007). Assim, a integração dos processos não é apenas técnica, mas estratégica, pois envolve pessoas, informações e objetivos organizacionais interdependentes.

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 suporte à tomada de decisão. Contudo, essa integração requer alinhamento estreito entre as áreas de negócios e de tecnologia, para evitar sistemas fragmentados e redundantes. Segundo os autores, a modelagem das regras de negócios deve capturar o conhecimento existente, formalizar normas e assegurar a integridade das informações corporativas (Moraes; Camolesi Júnior, 2004). Essa articulação contribui para fortalecer a competitividade e a sustentabilidade empresarial.

Souza et al. (2005) propõem um framework estruturado em três subsistemas: gestão, interface e operações. O primeiro envolve o planejamento estratégico e o controle de metas; o segundo diz respeito à comunicação e integração entre setores; e o terceiro refere-se à 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 das informações. A modelagem e a simulação de processos empresariais tornam possível identificar gargalos e redundâncias, viabilizando a reconfiguração dinâmica dos fluxos e o aumento da produtividade (Souza et al., 2005).

Ignacio, Trojan e Kovaleski (2012) apresentam o método IEM (Integrated Enterprise Modeling), baseado na orientação a objetos, para descrever a organização em termos de produtos, recursos e ordens. Esse método permite que tarefas e processos sejam compreendidos como componentes inter-relacionados de um sistema único. Sua aplicação favorece a padronização de processos, a comunicação entre subsistemas e a redução de custos decorrentes da entropia informacional (Ignacio; Trojan e Kovaleski, 2012). Na mesma linha, Andrade, Silva Júnior, Rodrigues e Carvalho (2020) demonstram que a modelagem e a simulação aplicadas a um sistema de lavanderia elevaram a produtividade em 15,41%, evidenciando o potencial dessa abordagem para diagnosticar gargalos e propor soluções. Medeiros Júnior, Añez e Oliveira (2007) acrescentam que a modelagem desenvolve o pensamento sistêmico, permitindo visualizar o impacto de decisões locais sobre o comportamento global da empresa.

Segundo Baldam et al. (2016), a modelagem deve envolver observação, identificação e melhoria contínua, seguidas da descrição detalhada dos fluxos operacionais. Essas etapas permitem reconhecer desperdícios e gargalos, aplicando ações corretivas capazes de ampliar a clareza e o controle das atividades (Baldam, Valle, Bortolossi e Pinto, 2016). De Miranda (2000) reforça que o alinhamento entre processos, recursos e objetivos é a base para alcançar eficácia e eficiência, fazendo da modelagem um mecanismo de diagnóstico e aperfeiçoamento contínuo da gestão.

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 Bens e Serviços | Capacidade produtiva; tempo de ciclo; taxa de retrabalho; índice de eficiência global dos equipamentos (OEE). | Essas variáveis são essenciais para diagnosticar gargalos e propor melhorias no 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)

O quadro 1 demonstra que a modelagem empresarial permite acompanhar variáveis centrais dos principais processos da organização, integrando controle, análise e prevenção de riscos. Em conjunto, essas variáveis evidenciam que a eficiência sistêmica depende do monitoramento contínuo dos subsistemas, da redução de falhas operacionais e da melhoria permanente do fluxo de informações e decisões.

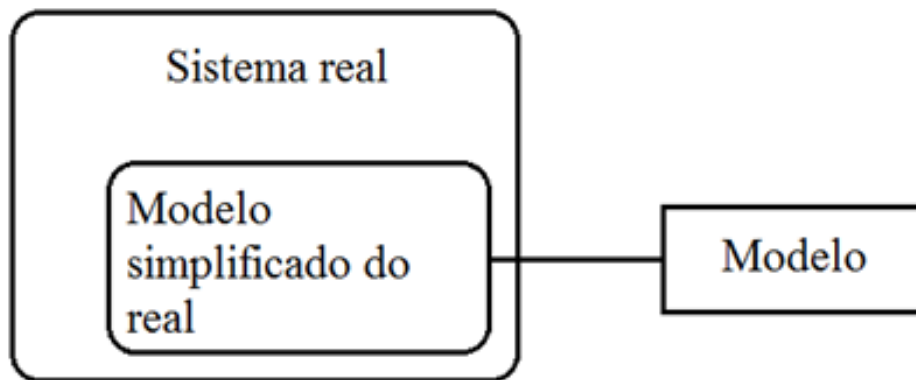
2.3. A Pesquisa Operacional e a Teoria das Filas nas Organizações

De acordo com Hillier e Liberman (2006, p. 1-3), a Pesquisa Operacional (PO) surgiu durante a Segunda Guerra Mundial, na Inglaterra, com o propósito de resolver problemas militares relacionados à alocação eficiente de recursos escassos. O êxito obtido contribuiu para sua difusão em outros contextos, inclusive na indústria e no comércio, especialmente após o avanço dos computadores e do desenvolvimento de métodos como o Simplex. Em termos gerais, a PO fundamenta-se na aplicação de procedimentos científicos à tomada de decisão.

Na visão de Arenales et al. (2007, p. 3-50), a PO utiliza modelos como abstrações sintetizadas de sistemas reais ou futuros. Esses modelos

consideram variáveis relevantes do sistema real e, com base nelas, desenvolvem procedimentos capazes de otimizar sua utilização. Assim, a modelagem constitui o elo entre a realidade operacional e a solução analítica do problema.

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



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

Segundo Belfiore e Fávero (2013, p. 5-6), o modelo matemático da PO possui três elementos centrais: variáveis de decisão, função objetivo e restrições. As variáveis de decisão podem ser contínuas, discretas ou binárias, sendo utilizadas para representar escolhas do problema. A função objetivo expressa matematicamente aquilo que se deseja maximizar ou minimizar. Já as restrições correspondem ao conjunto de condições que devem ser respeitadas pelo modelo. Esses elementos são fundamentais para que a representação matemática do sistema real seja viável e útil ao processo decisório (Belfiore e Fávero, 2013, p. 5-6).

Figura 2: Etapas do estudo de PO



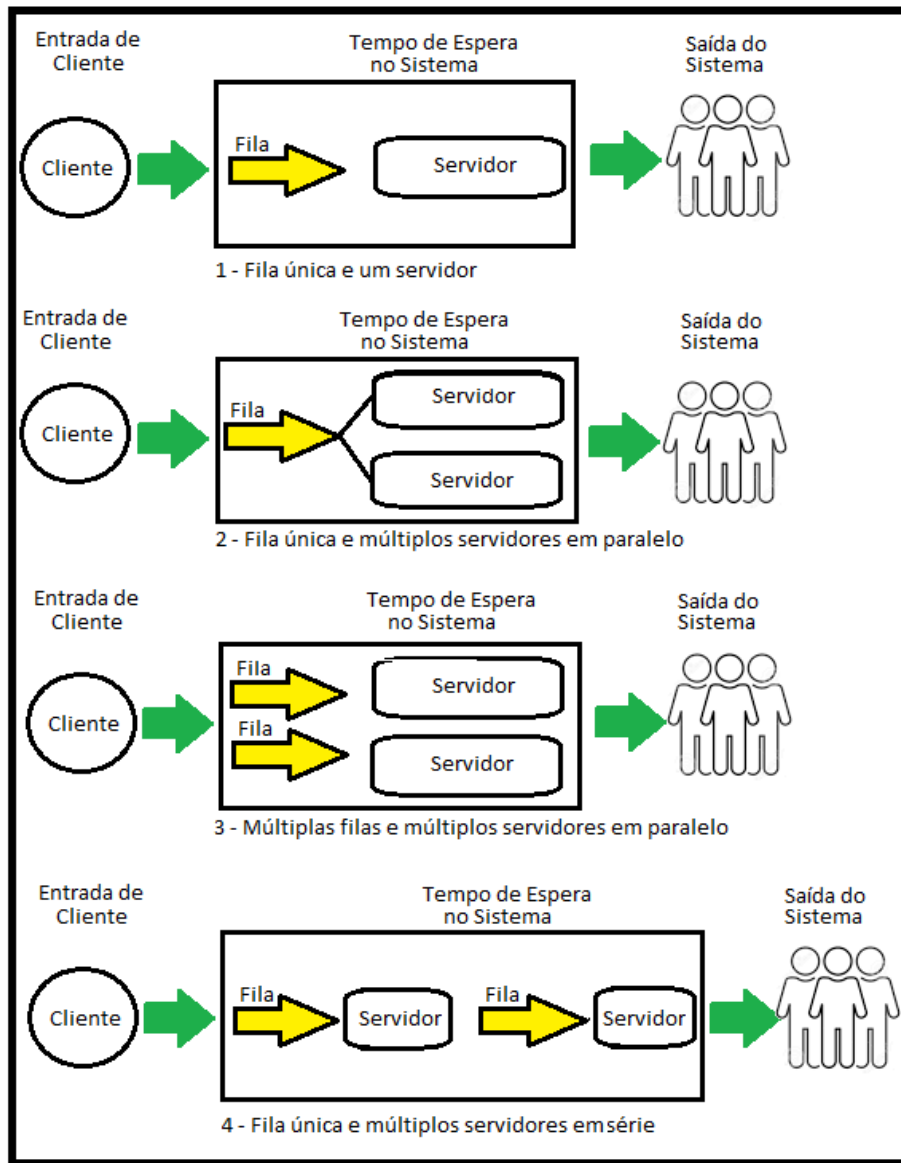
Fonte: Adaptado Belfiore e Fávero (2013, p.6)

Conforme Hillier e Liberman (2006, p. 11-20), o estudo em PO envolve etapas como definição do problema, construção do modelo matemático, solução, validação e implementação. Na definição do problema, delimitam-se objetivos, alternativas e limites do sistema. A construção do modelo traduz essas informações em linguagem matemática. A solução depende de algoritmos apropriados; a validação verifica se o modelo representa adequadamente o sistema; e a implementação consiste em aplicar os resultados à operação.

Do ponto de vista de Taha (2008, p. 2), as técnicas utilizadas em PO variam conforme a natureza do problema. Os modelos podem ser determinísticos, como programação linear e inteira, ou estocásticos, como teoria das filas, teoria dos jogos e simulação. Também podem ser utilizadas heurísticas, inteligência artificial e inteligência computacional, sempre com a finalidade de identificar a melhor solução possível.

Segundo Arenales et al. (2007, p. 433-434), a teoria das filas, também chamada teoria da congestão, desenvolveu-se a partir de problemas nos sistemas de telefonia. Seu foco é analisar a relação entre a demanda por serviço e os atrasos no atendimento, buscando equilíbrio entre o custo do serviço ofertado e os custos decorrentes da espera. Embora exemplos como filas em bancos, supermercados e postos sejam mais visíveis, há também filas em sistemas produtivos, computacionais e logísticos, nem sempre perceptíveis ao usuário.

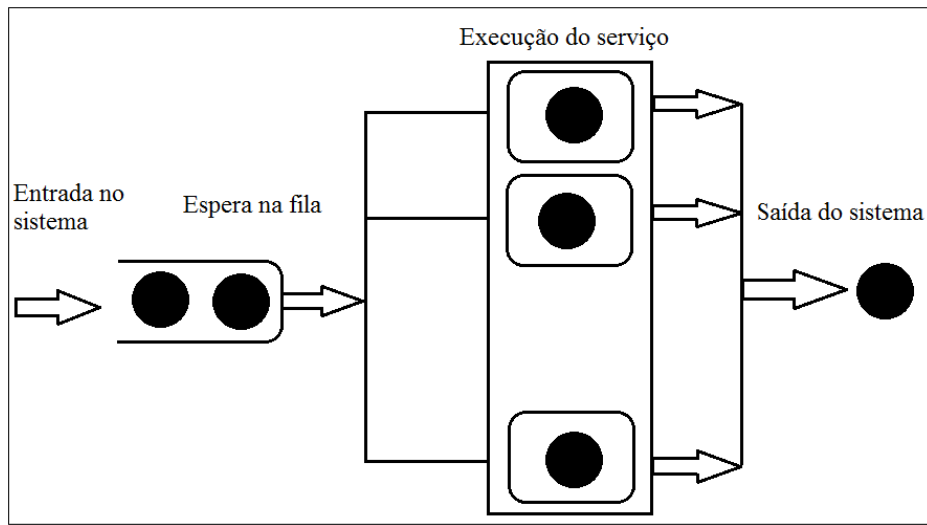
Figura 3: Tipos de filas e servidores



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

Para Taha (2008, p. 248), os principais elementos de uma fila são o cliente e o servidor. O cliente pode ser atendido imediatamente ou aguardar, conforme a disponibilidade do sistema. A análise considera o intervalo entre chegadas, o tempo de serviço, o tamanho da fila e a disciplina de atendimento. As disciplinas mais conhecidas são FCFS, LCFS, SIRO e atendimento por prioridade. Para simplificar a análise, os sistemas de filas são classificados segundo a notação de Kendall-Lee, expressa 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:

L_s = Número esperado de clientes no sistema
 L_q = Número esperado de clientes na fila
 W_s = Tempo de espera estimado no sistema
 W_q = Tempo de espera estimado na fila
 c = Número esperado de servidores ocupados

A correlação entre **L_s** e **W_s** é intitulada como formula de Little, sendo representada como:

$$L_s = \lambda_{ef} * W_s$$

$$L_q = \lambda_{ef} * W_q$$

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 W_s e W_q , que é representada por:

$$W_s + W_q + \frac{1}{\mu}$$

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

$$L_s + L_q + \frac{\lambda_{ef}}{\mu}$$

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 julgam 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:

$$\rho = \frac{\lambda}{c\mu} = \frac{\lambda}{\mu}$$

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

$$\lambda_n = \lambda n = 0, 1, 2 \dots$$

$$\mu_n = \mu n = 0, 1, 2, 3 \dots$$

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

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

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

$$Ws = \frac{Ls}{\lambda} = \frac{1}{\mu(1 - \rho)} = \frac{1}{\mu - \lambda}$$

$$Wq = Ws - \frac{1}{\mu} = \frac{\rho}{\mu(1 - \rho)}$$

$$Lq = \lambda Wq = \frac{\rho^2}{(1 - \rho)}$$

$$c = Ls - Lq = \rho$$

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:

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

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

Utilizando a distribuição de equilíbrio é apresentada por:

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

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

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:

$$W = \frac{Ls}{\lambda} = \frac{Ls}{\lambda(1-P_k)}$$

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:

$$\lambda_n = \lambda, \quad n \geq 0$$

$$\mu_n = \begin{cases} n\mu, & n \leq c \\ c\mu, & n \geq c \end{cases}$$

Portanto,

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

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

$$Lq = \sum_{n=c}^{\infty} (n-c)P_n = \sum_{k=0}^{\infty} kP_{k+c} = \sum_{k=0}^{\infty} k \frac{\rho^{k+c}}{c^k c!} P_0 = \frac{\rho^{c+1}}{c!c} P_0 \sum_{k=0}^{\infty} \left(\frac{\rho}{c}\right)^{k-1}$$

$$= \frac{\rho^{c+1}}{c!c} P_0 \frac{d}{d(\frac{\rho}{c})} \sum_{k=0}^{\infty} \left(\frac{\rho}{c}\right)^k = \frac{\rho^{c+1}}{(c-1)!(c-\rho)^2} P_0$$

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:

$$\lambda_n \begin{cases} \lambda, & n = 0, 1, 2, \dots, k-1 \\ 0 & n = k, k+1, \dots \end{cases} \quad \mu_n \begin{cases} n\mu & n = 1, 2, 3, \dots, m-1 \\ m\mu & n = m, m+1, \dots, k \end{cases}$$

Sendo sua distribuição de equilíbrio, expressa por:

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

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:

$$\lambda_n = \lambda, \quad n = 0, 1, 2$$

$$\mu_n = m\mu, \quad n = 0, 1, 2$$

Portanto,

$$P_n = \frac{\lambda^n}{n! \mu^n} P_0 = \frac{\rho^n}{n!} P_0, \quad n = 0, 1, 2$$

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 máquinas. 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:

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

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

A distribuição do equilíbrio é expressa por:

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

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 principais eixos da transformação digital das organizações, permitindo que empresas de diferentes setores analisem, simulem e otimizem

processos operacionais por meio da coleta e interpretação de dados em tempo real. Como afirmam Morais e Morais (2024), a IA tornou-se elemento indispensável da Indústria 4.0, possibilitando decisões mais ágeis e assertivas, além de integrar setores que antes operavam de forma isolada na cadeia produtiva. Nesse cenário, a globalização e o avanço tecnológico exigiram uma reestruturação sistêmica das empresas, e a inteligência artificial passou a ocupar posição central na articulação entre dimensões estratégicas, operacionais e logísticas, favorecendo competitividade e uso mais eficiente dos recursos organizacionais.

Conforme Soares (2024), a IA vem transformando as práticas empresariais e remodelando a forma como as organizações interagem com o mercado e com o público interno. A autora destaca que essa tecnologia é capaz de identificar padrões ocultos em grandes volumes de dados, o que amplia a compreensão de comportamentos de consumo e tendências mercadológicas, aumentando a previsibilidade e fortalecendo a tomada de decisão estratégica. Dessa forma, a IA ultrapassa a condição de simples ferramenta de automação e passa a atuar como instrumento de gestão inteligente, substituindo progressivamente softwares tradicionais de simulação, que operavam com parametrizações rígidas e menor capacidade adaptativa.

De acordo com Silva (2023), a aplicação da IA à tomada de decisão estratégica representa uma verdadeira revolução na gestão organizacional, pois permite processar grandes volumes de informações e simular cenários que dificilmente seriam alcançados por meios convencionais. O autor salienta que, ao utilizar algoritmos de aprendizado de máquina, a IA consegue gerar insights preditivos e oferecer alternativas otimizadas ao gestor, resultando em decisões

mais rápidas e precisas. Essa capacidade de análise multidimensional confere superioridade à inteligência artificial em relação aos softwares tradicionais, já que seus modelos podem aprender com os próprios resultados e refinar continuamente suas previsões.

Na visão de Moraes e Moraes (2024), um dos campos em que essa transformação se torna mais evidente é a logística. Segundo os autores, a IA permite sincronizar fluxos de suprimentos, prever demandas e otimizar operações de transporte e armazenamento. A automação inteligente converte o processo logístico em uma rede interconectada, em que sensores, sistemas de gestão e algoritmos operam em sinergia para reduzir desperdícios e maximizar o aproveitamento dos recursos. Assim, a inteligência artificial não apenas analisa o sistema empresarial, mas modela seu funcionamento de modo integrado, oferecendo respostas imediatas às alterações do 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 diversas atividades repetitivas, deslocando o esforço humano para tarefas mais estratégicas. Os autores ressaltam que, quando bem estruturada e alimentada com dados qualificados, a IA consegue compreender e otimizar processos administrativos, atuando como mecanismo permanente de controle e monitoramento. Essa substituição de softwares convencionais por modelos inteligentes representa um avanço rumo a uma gestão mais adaptativa, dinâmica e responsiva.

A inteligência artificial aplicada ao mapeamento de processos empresariais, conforme Estrela, Santos e Silva (2025), inaugura um novo paradigma para a administração ao permitir visualizar e modelar as interdependências entre os diversos fluxos organizacionais. A modelagem baseada em IA identifica gargalos, simula resultados e sugere soluções automatizadas, gerando um ciclo contínuo de melhoria. 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, permitindo gerar modelos preditivos complexos voltados à previsão de demandas, controle de estoques e gestão de fluxos financeiros. Com isso, a IA deixa de ser apenas recurso tecnológico e passa a atuar como agente estratégico, redefinindo a estrutura decisória e operacional das empresas.

Na mesma linha, Morais e Morais (2024) observam que a integração entre Indústria 4.0 e IA redefine a própria noção de produtividade, pois o processamento massivo de dados e a conectividade entre sistemas reduzem a entropia informacional. As decisões passam a se apoiar em evidências empíricas e em simulações alimentadas em tempo real, fazendo com que a IA funcione como um “cérebro digital” organizacional, articulando os subsistemas de compras, vendas, produção e logística. Soares (2024) reforça que a IA representa mais do que um recurso de apoio: trata-se de uma mudança de paradigma nas relações de trabalho e na estrutura gerencial, ao ampliar a autonomia decisória e liberar os gestores para o planejamento estratégico de longo prazo.

Silva (2023) acrescenta que a IA deve ser compreendida não apenas como tecnologia, mas como novo modelo de pensamento empresarial, alicerçado em aprendizagem contínua, simulação

preditiva e flexibilidade organizacional. Nesse contexto, a empresa do futuro tende a se constituir como um sistema híbrido entre homem e máquina, em que algoritmos assumem tarefas analíticas e gestores preservam a condução estratégica, ética e racional das decisões. Por fim, os autores convergem na compreensão de que a inteligência artificial está revolucionando a produtividade organizacional. Sua utilização não apenas substitui softwares tradicionais de simulação, mas inaugura uma era de aprendizado corporativo contínuo, na qual se torna possível visualizar cenários complexos, prever crises e identificar oportunidades com rapidez sem precedentes, 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 com o Uso das Ferramentas da IA

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:

- I. **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 ($Ls = \lambda \times Ws$), conforme descrito por Arenales et al. (2007), permitindo mensurar a carga do sistema.
- II. **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.
- III. **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; Morais; Morais, 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.

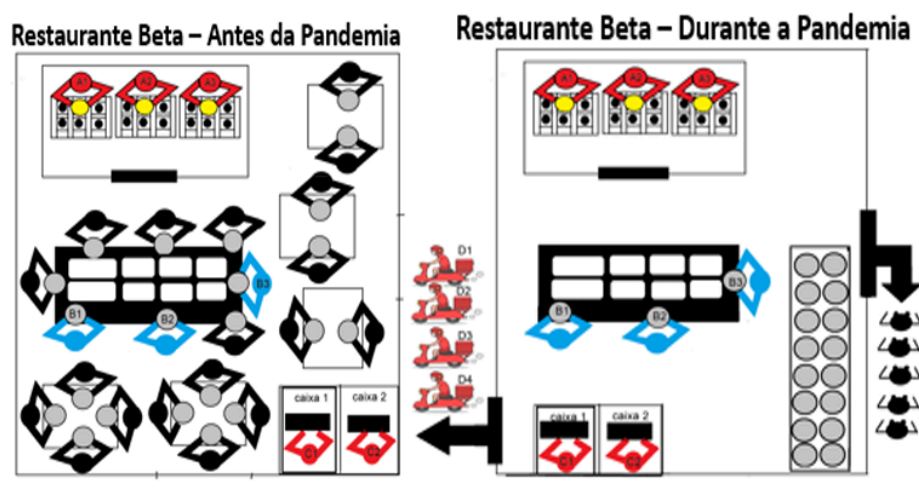
4. RESULTADOS E DISCUSSÕES OU ANÁLISE DOS DADOS

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: Elaborado pelos autores (2025).

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.

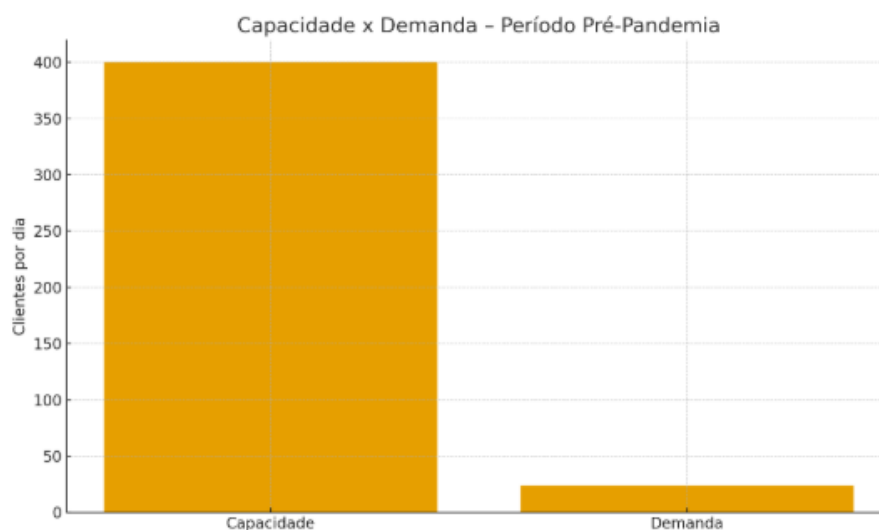
4.1. Resultados do Processo de Simulação no Chatgpt

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 Moraes e Moraes (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

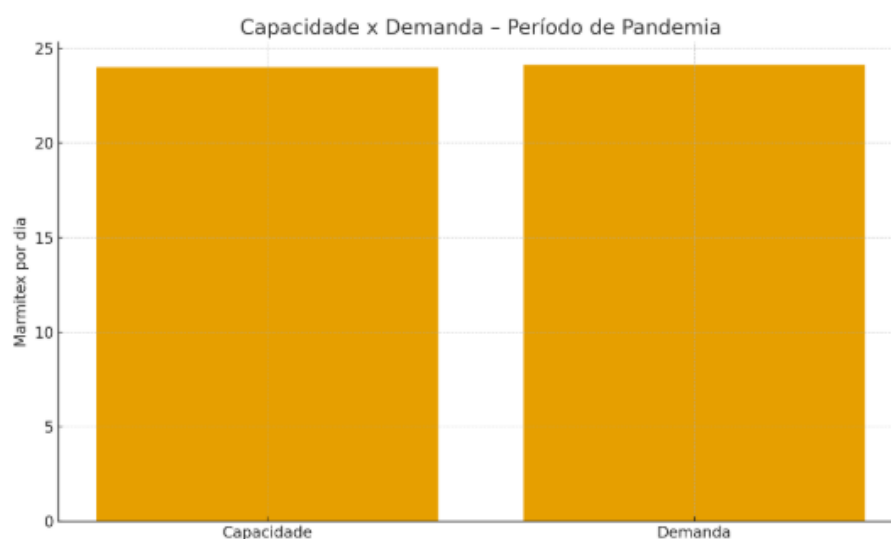


Fonte: ChatGPT

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 4.0 (2025)

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 contribuía 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 Morais e Morais (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. CONCLUSÃO/CONSIDERAÇÕES FINAIS

A presente pesquisa teve como objetivo analisar comparativamente a capacidade de três ferramentas de Inteligência Artificial — ChatGPT, Gemini e DeepSeek — na aplicação da modelagem empresarial e da Pesquisa Operacional à avaliação do desempenho produtivo e financeiro de um restaurante self-service em dois contextos distintos: o período anterior à pandemia e o período marcado pelos efeitos da COVID-19. A partir do estudo de caso realizado, foi possível compreender como a utilização dessas ferramentas pode contribuir para a simulação de cenários organizacionais, para a identificação de gargalos operacionais e para a formulação de diagnósticos gerenciais em ambientes reais e sujeitos a mudanças bruscas.

Os resultados mostraram que, no cenário pré-pandemia, o restaurante apresentava forte ociosidade produtiva. Embora a estrutura operacional fosse capaz de atender um número muito

superior de clientes, a demanda observada era baixa, o que revelava que o principal problema do sistema não estava na capacidade produtiva, mas na insuficiência do fluxo de consumidores. Em outras palavras, a empresa possuía uma estrutura disponível e funcional, porém subutilizada. Esse quadro demonstrou que a ausência de filas ou de sobrecarga operacional não significa, necessariamente, bom desempenho econômico, já que a ociosidade também representa perda de eficiência e de aproveitamento dos recursos disponíveis.

No cenário pandêmico, a mudança para o modelo de delivery alterou profundamente o comportamento do sistema. A retirada do atendimento presencial eliminou a ociosidade do salão, mas transferiu a pressão operacional para as etapas de montagem, organização e despacho dos pedidos. Com isso, os gargalos passaram a concentrar-se no fluxo de produção e expedição das marmitas, exigindo maior agilidade e coordenação da operação em uma janela de tempo mais restrita. Paralelamente, a análise financeira revelou que a receita gerada nesse novo formato não foi suficiente para compensar os custos fixos mantidos, tornando o modelo economicamente frágil. Essa constatação evidencia que mudanças no ambiente externo podem comprometer tanto a lógica operacional quanto a viabilidade financeira de uma organização.

No que diz respeito à comparação entre as três ferramentas de IA, a pesquisa mostrou que todas foram capazes de estruturar modelos de simulação, interpretar dados e apontar aspectos relevantes da operação. Contudo, também se observou significativa variação na precisão, na profundidade analítica e na consistência dos resultados apresentados. O ChatGPT mostrou maior capacidade interpretativa e maior coerência sistêmica na leitura do conjunto dos dados. O Gemini apresentou bom rigor matemático e desempenho

satisfatório na aplicação de fórmulas. Já o DeepSeek revelou maior sensibilidade a ambiguidades e, em alguns momentos, produziu estimativas menos consistentes com os dados originalmente informados. Essa diferença demonstra que, embora as IAs sejam promissoras como instrumentos de apoio gerencial, os resultados dependem fortemente da forma como os dados são apresentados e interpretados.

A pesquisa permitiu concluir, portanto, que a Inteligência Artificial possui elevado potencial de aplicação na Pesquisa Operacional e na modelagem empresarial, especialmente na análise de cenários complexos, na simulação de alternativas e no apoio à tomada de decisão. Ao mesmo tempo, o estudo evidenciou que essas ferramentas ainda não substituem o papel analítico do gestor, pois continuam sujeitas a distorções, interpretações divergentes e inconsistências quando os dados são mal estruturados ou quando os comandos não são suficientemente precisos. Nesse sentido, a supervisão humana permanece indispensável para validar resultados, interpretar contextos e transformar saídas automatizadas em decisões efetivamente confiáveis.

Em síntese, a integração entre modelagem empresarial, Pesquisa Operacional e Inteligência Artificial representa um caminho promissor para o aprimoramento dos processos decisórios nas organizações. Quando utilizada com criticidade, validação e acompanhamento técnico, a IA pode ampliar a visão estratégica, acelerar diagnósticos e fornecer suporte valioso à gestão. O estudo reforça, assim, que essas ferramentas devem ser compreendidas não como substitutas do pensamento humano, mas como extensões analíticas capazes de fortalecer a racionalidade gerencial em

ambientes empresariais cada vez mais dinâmicos, incertos e complexos.

5.1. Sugestões para Trabalhos Futuros

A realização deste estudo abre possibilidades para novas investigações sobre a relação entre Inteligência Artificial Generativa e Pesquisa Operacional. Considerando os desafios observados, especialmente a variabilidade interpretativa dos dados financeiros entre diferentes ferramentas e a necessidade de validação humana, algumas linhas de pesquisa mostram-se relevantes.

Uma delas refere-se à **padronização da engenharia de prompt para Pesquisa Operacional**, com o desenvolvimento de protocolos estruturados, como Chain-of-Thought ou Tree of Thoughts, voltados à modelagem empresarial. O objetivo seria verificar se instruções mais rigorosas reduzem alucinações e aumentam a precisão dos cálculos.

Outra possibilidade consiste no **comparativo com softwares tradicionais de simulação**, como Arena, Simio ou FlexSim, a fim de confrontar os resultados produzidos pelas IAs com um parâmetro de referência confiável, permitindo medir com maior exatidão suas margens de erro.

Também merece destaque a investigação sobre **integração híbrida entre IA e solvers matemáticos**, em que a IA atuaria na interpretação e estruturação do problema, enquanto os cálculos seriam executados por ferramentas matemáticas especializadas.

Por fim, recomenda-se a **aplicação da metodologia em diferentes setores econômicos**, como logística industrial e serviços de saúde,

para avaliar a consistência diagnóstica das IAs em distintos contextos operacionais.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

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.

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

BELHOT, Renato. **Introdução à Teoria dos Sistemas**. Apostila (s.d.). Disponível em: <http://repositorio.eesc.usp.br/server/api/core/bitstreams/31ae03cf-b8e3-4baa-96fe-648253244f78/content>. Acesso em: 03 nov. 2025

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.

ESTRELA, T. D. C., SANTOS, L. V. dos. SILVA, W. J. da. (2025). **Inteligência Artificial Aplicada ao Mapeamento de Processo Empresarial.** *Advances in Global Innovation & Technology*, 3(4), e34065. Disponível em: <https://doi.org/10.29327/2385846.3.4-2>. Acesso em 05 nov.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=6MNFrrOQSL&sig=71zDpdp_G0w_uNcRq_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.

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.

GARCIA, Bianca de Arruda; FREITAS, Bruno Santos; ALBUQUERQUE, Jessé Augusto de Araújo de. **O uso de ferramentas de inteligência artificial nas rotinas administrativas.** São Paulo: ETEC Tereza Aparecida Cardoso Nunes de Oliveira, 2024. Disponível em: <http://ric->

cps.eastus2.cloudapp.azure.com/handle/123456789/27974. Acesso em 04 nov. 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-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+operacion al.+8%C2%AAed.+S%C3%A3o+Paulo:+McGraw,+2006.+811p.&ots=IO2iFYbDZS&sig=-56RBCyhrdvFIZZJCTe5D7I_JO8&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false. Acesso em: 30 out. 2025.

IGNACIO, Paulo Sérgio Parangaba, TROJAN, Flavio e KOVALESKI, João Luiz. **Ferramentas para Modelagem e Simulação de Processos**. Ponta Grossa, COMBREPRO, 2012: Disponível em: <https://anteriores.aprepro.org.br/conbrepro/2012/anais/artigos/gestao-producao/40.pdf>. Acesso em 03 nov. 2025.

MARCATI JUNIOR, Augusto; SANTOS, Hemily da Silva; FERREIRA, Jean Rocha Nascimento; ILDEFONSO, João Pedro Salaib; SILVA, João Victor Santino da; GONZALES, Mariana Vieira; SILVA, Marina Piacsek; ROCHA, Pedro Henrique; SANTOS, Ryan Fernandes Moreira dos; SILVA, Vitória Alves da. **A aplicação da Inteligência Artificial em empresas**. Artigo científico (Curso Técnico em Administração de Empresas) -- CETEC - Etec Professor Basílides de Godoy: São Paulo, 2024. Disponível em: <https://ric.cps.sp.gov.br/handle/123456789/28375>. Acesso em 04 nov.2025.

MEDEIROS JÚNIOR, Josué Vitor de; AÑEZ, Miguel Eduardo Moreno; OLIVEIRA, Fernando Porfírio Soares de. **Modelagem e Simulação**

Empresarial Aplicada ao Ensino da Administração. **Revista Eletrônica de Ciência Administrativa (RECADM)**, v. 6, n. 2, nov. 2007. Faculdade Cenecista de Campo Largo. Disponível em: <https://www.periodicosibepes.org.br/index.php/recadm/article/view/114/250>. Acesso em 03 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.

MORAES, C. A.; CAMOLESI JÚNIOR, N. **Modelagem de regras de negócios integrada ao projeto de software orientado a processos de negócios**. São Carlos: UFSCAR, 2004. Disponível em: <https://sol.sbc.org.br/index.php/sbsi/article/view/14974>. Acesso em 03 nov. 2025.

MORAIS, Marcos de Oliveira; MORAIS, Gabriel Alves. **Os impactos da Indústria 4.0 e da Inteligência Artificial nas atividades logísticas empresariais**. **Revista FSA**, Teresina, v. 21, n. 1, p. 134-149, jan. 2024. Disponível em: https://openurl.ebsco.com/EPDB%3Agcd%3A10%3A2282426/detailv2?sid=ebsco%3Aplink%3Ascholar&id=ebsco%3Agcd%3A175350211&crl=c&link_origin=scholar.google.com. Acesso em: 04 nov. 2025.

MOTTA, Fernando C. Prestes. **A teoria geral dos sistemas na teoria das organizações**. *Revista de Administração de Empresas*, Rio de Janeiro, v.11, n.1, p.17-33, jan./mar. 1971. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0034-75901971000100003>. Acesso em: 04/nov. 2025.

SILVA, Alcineide Pereira da; SANTOS, Júlio César dos; KONRAD, Márcia Regina. **Teoria Geral dos Sistemas: Diferencial**

Organizacional que Viabiliza o Pleno Entendimento da Empresa.

Educação, Gestão e Sociedade, Ano 6, n.22, jun. 2016. Disponível em: http://www.uniesp.edu.br/sites/_biblioteca/revistas/20170509162834.pdf. Acesso em 05 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.

SILVA, Jose Pereira da. **Análise Financeira das Empresas**. 3ª ed.

Editora Atlas. São Paulo 2007

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-](https://pt.scribd.com/document/398955508/Pesquisa-Operacional-8%C2%AA-Ed-Taha-2008-pdf)

[8%C2%AA-Ed-Taha-2008-pdf](https://pt.scribd.com/document/398955508/Pesquisa-Operacional-8%C2%AA-Ed-Taha-2008-pdf). Acesso em 09 nov.2025.

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.

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-iiZQ6wHgnAgq7LIsqIRtWX2P8UpPnnTlztuDPCPosvag05GMTLUUwQawbg6IKmJkDPO-D1H1MYUd6KaJVvM19HSPyuIQP6XCdbVKDFVUB3Ct~r-wQ6kpKtNIpVXtbXLsK1CU4yRBsoEorke9JdV4tjDc8NhKq5zAj5u7xh1ZdL0gkhpjwPOqyM9P1r-EkB-ldQMlyVJiZv0HaZrGB0DtuqoXf6pjGi7aFVjwPEOvBargrXgUmtpo-uTBGKIUI0v9Ah-H1egoLy7fKuVWnu26zpK51hQuhgCrihq3qA__&Key-Pair-Id=APKAJLOHF5GGSLRBV4ZA. Acesso em 10 nov. 2025.

ANEXO

Prompt Com os Dados dos Cenários do Delivery Antes e Depois da Pandemia

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) kilo de comida era de R\$25,00, incluso os Custos Indiretos de produção;
- O preço de venda (PV) do kilo 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
 - O preço de custo (PC) para produzir um (01) kilo 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.
 - Haviam 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).

¹ Docente do Curso de Administração da UNEB - Campus Eunápolis.

E-mail: [acesse o artigo original para visualizar o e-mail](#)

² Docente do Curso de Administração da UNEB - Campus Eunápolis.

E-mail: [acesse o artigo original para visualizar o e-mail](#)

³ Docente do Curso Superior Administração UNEB – Campus Eunápolis. E-mail: [acesse o artigo original para visualizar o e-mail](#)

⁴ Docente do Curso Superior Administração UNEB – Campus Eunápolis. E-mail: [acesse o artigo original para visualizar o e-mail](#)