

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA  
FACULDADE DE GESTÃO E NEGÓCIOS

ULISSES NUNES ASSIS

ANÁLISE DA CAPACIDADE DE ATENDIMENTO DE UM BAR E  
RESTAURANTE, A PARTIR DA PANDEMIA DE COVID-19, POR MEIO DE  
SIMULAÇÃO DE EVENTOS DISCRETOS

UBERLÂNDIA

2021

ULISSES NUNES ASSIS

ANÁLISE DA CAPACIDADE DE ATENDIMENTO DE UM BAR E  
RESTAURANTE, A PARTIR DA PANDEMIA DE COVID-19, POR MEIO DE  
SIMULAÇÃO DE EVENTOS DISCRETOS

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado  
ao Curso de Graduação em Administração  
Integral, da Universidade Federal de  
Uberlândia, como exigência parcial para a  
obtenção do título de Bacharel.

Orientador Prof. Dr. Jean Carlos Domingos

UBERLÂNDIA

2021

ULISSES NUNES ASSIS

ANÁLISE DA CAPACIDADE DE ATENDIMENTO DE UM BAR E  
RESTAURANTE, A PARTIR DA PANDEMIA DE COVID-19, POR MEIO DE  
SIMULAÇÃO DE EVENTOS DISCRETOS

Trabalho de Conclusão de Curso para obtenção  
do título de Bacharel no Curso de  
Administração Integral da Universidade  
Federal de Uberlândia (MG).

Uberlândia, 26 de outubro de 2021.

BANCA EXAMINADORA

---

Orientador: Prof. Dr. Jean Carlos Domingos UFU/MG

---

Prof. Dr. Cristiano Henrique Antonelli da Veiga

---

Profa. Dr. Vérica Marconi Freitas de Paula

## DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho à minha família, especialmente meus pais, Adgmar e Joice, que deram todo suporte necessário para chegar a este momento. Dedico também à minha companheira Amanda, que sempre foi uma incentivadora na busca de objetivos auspiciosos.

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço a todos que contribuíram para este trabalho, assim como com toda a minha formação escolar, desde o ensino básico até este momento na universidade. Agradeço especialmente à classe de professores como um todo, porque tantos foram importantes em minha formação, que citar apenas alguns seria injusto.

Novamente demonstro gratidão aos meus pais, assim como minha companheira, outros familiares, colegas de escola e universidade, pelo apoio ao longo dessa trajetória. Por fim, agradeço ao professor orientador deste trabalho Jean Carlos Domingos que procurou o tempo todo tirar o melhor de mim e propor caminhos inovadores.

## **LISTA DE SIGLAS**

POF – Pesquisa de Orçamentos Familiares

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

ANR – Agência Nacional de Restaurantes

OMS – Organização Mundial da Saúde

SindRio - Sindicato de Bares e Restaurantes do Rio de Janeiro

Abrasel – Associação Brasileira de Bares e Restaurantes

SUS – Sistema Único de Saúde

FIOCRUZ – Fundação Osvaldo Cruz

EPC – Equipamento de Proteção Coletiva

EPI – Equipamento de Proteção Individual

OCDE – Organização para Cooperação e Desenvolvimento Econômico

CNAE – Classificação Nacional de Atividades Econômicas

MG – Minas Gerais

## SUMÁRIO

|   |    |
|---|----|
| <b>1. INTRODUÇÃO</b> .....                          | 8  |
| <b>2. REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....                 | 12 |
| 2.1. NÍVEL DE SERVIÇO EM BARES E RESTAURANTES ..... | 12 |
| 2.2. PANDEMIA DE COVID-19 .....                     | 14 |
| 2.3. ARRANJO FÍSICO.....                            | 14 |
| 2.4. SIMULAÇÃO DE EVENTOS DISCRETOS.....            | 16 |
| <b>3. METODOLOGIA</b> .....                         | 18 |
| 3.1. CARACTERIZAÇÃO DO LOCAL DE PESQUISA .....      | 18 |
| 3.2. COLETA E ANÁLISE DE DADOS .....                | 20 |
| 3.3. MODELO DE SIMULAÇÃO NO SOFTWARE FLEXSIM® ..... | 23 |
| <b>4. RESULTADOS E DISCUSSÕES</b> .....             | 24 |
| 4.1. ANÁLISE DE DADOS COLETADOS .....               | 24 |
| 4.2. TESTE DE ADERÊNCIA DOS DADOS COLETADOS .....   | 29 |
| 4.3. SIMULAÇÃO E INDICADORES OPERACIONAIS .....     | 44 |
| <b>5. CONCLUSÃO</b> .....                           | 53 |
| <b>6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b> .....          | 55 |

## RESUMO

O setor de bares e restaurantes é muito capilarizado por todos o país, composto por micro, pequenas, médias e grandes empresas que compõem um mercado altamente competitivo. Por isso, é fundamental cuidar do desempenho operacional, a fim de atender da melhor forma possível o consumidor. Em 2020 o mundo enfrentou um enorme desafio, a pandemia de COVID-19 e as organizações do ramo de alimentação e bebidas sofreram um impacto muito grande em termos de demanda. Diante desse quadro, este estudo procurou aplicar um modelo de simulação de eventos discretos em um bar e restaurante da cidade de Uberlândia – MG, para avaliar, por meio de indicadores de desempenho operacional, a capacidade de atender a demanda durante o período de pandemia, mesmo com restrições de consumo e de oferta, mas também a partir da normalização das atividades. Tratou-se de um estudo de caso, de caráter aplicado e quantitativo, por meio da construção de um modelo de simulação computacional utilizando o programa Flexsim® versão 20.2.3. (2020). A coleta de dados foi realizada utilizando o sistema computacional de vendas do próprio bar e restaurante, PDV Configuração v6.11.20.01 atualmente da desenvolvedora Totvs e por meio de observação “in loco” e obtenção de tempos utilizando cronômetro. Após tratamento e inserção de dados no modelo, a simulação quantificou indicadores operacionais, tais como, tempo médio de permanência dos clientes na fila, percentual de utilização da cozinha e do bar e quantidade de unidades familiares atendidas. Esses índices representaram a operação durante os períodos da pandemia em que o bar e restaurante esteve aberto, para avaliar a capacidade operacional e o potencial de suportar demandas maiores após o fim das restrições governamentais Os resultados demonstraram que o arranjo físico atual, já assumido no momento da pesquisa, conseguiu atender bem a procura ao longo da pandemia e ainda resultou em feedback positivo do alto escalão da organização, porém uma ampliação grande da demanda pode comprometer o bom desempenho da operação e exigir ajustes.

**PALAVRAS-CHAVE:** Bar, restaurante, alimentos, bebidas, simulação de eventos discretos, desempenho operacional, Flexsim, ExpertFit, Experimenter, simulação 3D.



## 1. INTRODUÇÃO

Conforme Ghobril, Benedetti e Fragoso (2014), o setor de bares e restaurantes, apesar de tradicional, tem sofrido mudanças profundas no intuito de melhorar o atendimento aos clientes. A competição cada vez mais acirrada orienta os gestores para serviços que ofereçam uma experiência completa ao consumidor. Qualidade, organização, localização e outras variáveis costumeiras já não são mais suficientes.

Bares e restaurantes são avaliados por seus clientes tanto pela oferta de produtos materiais, quanto imateriais. Entretanto, conforme Corrêa e Caon (2002), bens e serviços precisam ser analisados como um todo. O conjunto resulta, na presença do consumidor, em uma experiência prática, mas principalmente psicológica e emocional. Todos os fluxos que envolvem a operação são formados predominantemente por pessoas, de um lado os clientes e do outro, funcionários, diferentemente do que acontece em setores manufatureiros. São filas, recepção, atendimento, preparações dos produtos que serão servidos, entregas e cobrança, tudo sendo diretamente feito por pessoas para pessoas.

Sakurada e Miyake (2003) definiram serviços como intangíveis, perecíveis, heterogêneos e que muitas vezes exigem a simultaneidade. Segundo eles, essa é uma definição capaz de diferenciar claramente serviços de bens físicos, porém, o domínio pragmático do conceito só é adquirido a partir do entendimento da combinação de ofertas materiais e imateriais ao cliente.

Complementaram ainda que a responsabilidade da organização é de cuidar da oferta até o momento do consumo efetivamente, seja entregando ou muitas vezes permitindo a participação do consumidor na elaboração do produto, que pode ser consumido instantaneamente ou simultaneamente à produção. Todas essas características contribuem para tornar cada oferta, única. Restaurantes são serviços preponderantemente e como tais, há simultaneidade de entrega e consumo, muitos elementos intangíveis envolvidos e uma inevitável heterogeneidade na oferta que dificulta processos de padronização, apesar do esforço que deve haver para manter a qualidade e a identidade.

Segundo Pesquisa de Orçamentos Familiares – POF do IBGE (2020), em 2017-2018 o gasto mensal médio, por brasileiro, com alimentação foi de R\$ 209,12 - superado apenas por transporte e moradia, esse último, verificado como o gasto com maior peso na renda dos brasileiros. Cada brasileiro gasta, em média, cerca de 30% da renda destinada à alimentação fora do domicílio.

Desse imenso mercado de alimentação, de acordo com a Revista ANR da Associação Nacional de Restaurantes (2020), 300 bilhões de reais são gastos anualmente, somando brasileiros e estrangeiros/turistas, com alimentação e bebidas em bares e restaurantes. A associação complementa que o setor emprega em torno de 6 milhões de pessoas no país. Ainda segundo a FOP (2020), 41% dos brasileiros passam por dificuldades em termos de segurança alimentar, ou seja, o potencial é ainda maior, caso o país enfrente o problema da desigualdade e da pobreza. Analisando a dimensão destes números, Bezerra e outros (2013) consideraram que o aumento da participação da mulher no mercado de trabalho e o processo acelerado de urbanização do país foram fatores estruturais de incentivo para a alimentação fora de casa.

Entretanto, de acordo com Moutinho (2020), diante do quadro grave de disseminação do vírus causador da COVID-19 ao longo de 2020 e 2021, seguindo recomendações da OMS (Organização Mundial da Saúde), estados e municípios adotaram medidas de isolamento social como forma de contenção do contágio. Nesse sentido, a prefeitura de Uberlândia – MG determinou diversas medidas de restrições de funcionamento para bares e restaurantes, desde fechamento completo, até redução de dias e horários de abertura. Diante disso, esse mercado sofreu muito.

Conforme edição 580 do Boletim ANR (nov. 2020), citando dados do SindRio (Sindicato de Bares e Restaurantes do Rio de Janeiro) somente na região central carioca, 40% dos restaurantes fecharam as portas de maneira definitiva. A Abrasel (Associação Brasileira de Bares e Restaurantes), constatou que em setembro de 2020, mesmo após retomada de atividades na maior parte das cidades naquele momento, 53% dos bares e restaurantes ainda operavam abaixo do ponto de equilíbrio.

Conforme Lima, Fonseca e Santos (2020), as grandes cidades com mais conexões econômicas e maior circulação de pessoas foram as primeiras a sofrerem o impacto da pandemia. Uberlândia, segundo o Portal Cidades do IBGE (2020), é a segunda maior cidade do estado de Minas Gerais com aproximadamente 699.097 habitantes e principal polo da mesorregião do Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba, considerada Capital Regional 2B em termos de hierarquia urbana. Consequentemente foi uma das cidades mais afetadas no estado, mesmo apresentando boa infraestrutura hospitalar com aproximadamente 108 estabelecimentos de saúde, segundo dados do SUS (Sistema Único de Saúde) também publicados no Portal Cidades do IBGE (2020).

Após o início de 2021, novas restrições severas de abertura de estabelecimentos comerciais em geral e também de bares e restaurantes ocorreram na maior parte do país, incluindo Uberlândia, definidas pelas prefeituras e governos estaduais. A cidade mineira

conta com boletins diários do cenário de enfrentamento ao vírus publicados pela prefeitura em seu portal eletrônico com dados apurados pela Vigilância Epidemiológica Municipal. Segundo boletim apresentado na Figura 1, referente ao dia vinte e dois de fevereiro de 2021, publicado às 14 horas e 31 minutos, já havia 65.757 casos confirmados, 668 pessoas internadas, das quais 260 estavam em Unidades de Tratamento Intensivo e 985 óbitos confirmados.

Figura 1. Boletim epidemiológico diário do município de Uberlândia, publicado pelo portal da prefeitura e apurado pela Vigilância Epidemiológica local.



Apesar da dimensão global e multidisciplinar da pandemia, o objetivo do presente estudo foi verificar o desempenho, em termos de atendimento, de um bar e restaurante, dentro de um clube de grande porte na cidade de Uberlândia – MG, em tal cenário de crise sanitária severa, por meio de simulação computacional de eventos discretos.

Em termos de objetivos específicos, o foco foi apurar e conhecer as alterações na operação durante a pandemia, especialmente adaptações às novas regras determinadas por decretos municipais e estaduais, tais como mudanças de arranjo físico, de processos de atendimento ao cliente entre outras. Conhecidas as mudanças sofridas em função da pandemia, a busca foi por construir e validar um modelo computacional da operação. Por

fim, avaliou-se a capacidade da operação em atender previsões futuras de demanda, por meio do modelo de simulação, assim como foram propostas melhorias.

O presente estudo pode contribuir com a organização pesquisada (Clube) no sentido de melhor atender seus consumidores e conseqüentemente fortalecer o departamento analisado especificamente (Departamento de Alimentos e Bebidas) mesmo em um momento de crise financeira e sanitária, promovendo a continuidade de empregos. Ademais, pode exemplificar, na prática, como os negócios estão enfrentando a pandemia e como estão sendo afetados por diversas mudanças de regulamentação promovidas pelos órgãos de Estado.

## **2. REFERENCIAL TEÓRICO**

### **2.1. NÍVEL DE SERVIÇO EM BARES E RESTAURANTES**

Corrêa e Caon (2002) destacaram serviços como sendo intangíveis, perecíveis, heterogêneos e simultâneos. Intangíveis porque não são fisicamente percebidos com facilidade. Perecíveis, porque não podem ser estocados, assim como heterogêneos pelo destaque para a personalização. Porém, vale ressaltar a complexidade da simultaneidade, ou a necessidade da participação do cliente para que haja a prestação do serviço. As dificuldades de gestão e controle da operação na presença do consumidor são muito maiores, tudo precisa funcionar, ou pelo menos parecer funcionar. Em termos de retaguarda é preciso lidar com variação de demanda, sazonalidades, fluxos e em termos de “front office”, é preciso lidar com valor percebido e nível de serviço.

Segundo Avelino (2017), um restaurante “self-service” é marcado pela disponibilidade da comida e proatividade do cliente. A comida é servida em uma pista e o cliente vai até ela. Já o modelo à la carte o consumidor faz sua escolha por meio de um menu e aguarda para ser servido. Outro modelo comum no Brasil é o rodízio, no qual o alimento é servido pelo garçom sem parar, ou seja, não há intervalo entre o pedido no menu e o recebimento, a proatividade é inteira do garçom.

Ainda de acordo com Avelino (2017) os restaurantes à la carte apresentam um melhor controle sobre estoques, aproveitando melhor os itens comprados e contando com menor nível de desperdício de alimentos, isto porque apresenta uma produção quase que totalmente puxada e uma gestão da demanda facilitada. Enquanto “self-service” e rodízio contam com uma operação chamada de empurrada, que exige uma previsão complexa, precisa e diária de demanda.

Conforme Falcão, Zimmermann e Correia (2011), nível de serviço é um conceito com muitas definições e interpretações diferentes, mas que pode ser resumido como um indicador de qualidade global de um serviço prestado. Este grande índice é composto por indicadores menores que avaliam tudo o que afeta os agentes envolvidos. Segundo Corrêa e Caon (2002), alguns indicadores podem ser considerados para avaliar a performance de serviços:

- Acessibilidade do ambiente;
- Tempo para iniciar atendimento e tempo de entrega;
- Consistência;
- Qualificação técnica das pessoas envolvidas;

- Qualidade no atendimento;
- Flexibilidade;
- Segurança;
- Custos;
- Preços finais;
- Nível de confiança entre organização e cliente;
- Comunicação;
- Asseio;
- Conforto;
- Qualidade dos insumos;
- Aparência e design do local.

Kaplan (1983), enunciou que um gestor competente controla sua área de atuação por meio de métricas de desempenho que demonstram um caminho seguido pela organização resultante de diversos fatores internos e externos a ela. Martins e Costa Neto (1998) afirmaram que o objetivo mais conhecido do processo de mensuração de “performance” é a aplicação racional de recursos. Ainda segundo eles, o processo de padronização e qualidade de produtos depende da formulação correta de indicadores que compõem a avaliação financeira e produtiva da organização.

Dornas e Cyrino (2003) reforçaram que apenas um indicador não é suficiente para analisar, entender e avaliar uma organização, área ou processo. O ideal é um conjunto de indicadores que se complementam e oferecem uma visão holística das situações. Porém, segundo Dornas, Xavier e Parente (2017), o uso indiscriminado de indicadores de desempenho operacional, sem que todos estejam alinhados com os objetivos propostos, pode causar confusão e colocar em direções diferentes, a gestão de alto escalão e a gestão operacional.

Kaplan e Norton (1992), citados por Pace, Basso e Da Silva (2003), foram um dos primeiros autores a apresentarem a importância de complementar índices financeiros com avaliação de desempenho tático e operacional, por meio da elaboração do conceito de Balanced Scorecard. Uma teoria que destacava o papel da alta cúpula das organizações em elaborar objetivos estratégicos que deveriam, então, ser desdobrados para os demais níveis por meio de diretrizes não apenas no âmbito da sustentação financeira, mas também na perspectiva do atendimento ao cliente, e nas dimensões de processos internos e de aprendizado e crescimento a partir da gestão do conhecimento da organização.

## **2.2. PANDEMIA DE COVID-19**

COVID-19, segundo Portal do Ministério da Saúde (2021), é uma doença provocada pelo vírus SARS-COV-2 da família coronavírus, catalogada pela primeira vez em seres humanos na cidade chinesa de Wuhan no ano de 2019, de onde acabou se espalhando pelo mundo, devido ao alto poder de contágio e resultando em uma grave pandemia. De acordo com a Fundação Osvaldo Cruz – FIOCRUZ (2020), pandemia é um nível de contágio de determinada doença que atinge vários continentes, se tornando global.

Para entender a disseminação do vírus é importante entender a conexão entre as cidades ao redor do mundo. No Brasil, Capital Regional segundo IBGE (2021), é um dos conceitos de hierarquia entre cidades, que representa o quanto uma cidade atrai ou repele populações de outros municípios dependendo da oferta de bens e serviços, públicos ou privados. Capitais Regionais podem ser classificadas como 2A, 2B ou 2C, sendo que a letra representa seu nível em comparação com outras Capitais Regionais e a numeração demonstra seu posicionamento frente à hierarquia geral de cidades. O número 1 representa as Metrôpoles, que por sua vez também podem ser classificadas em 1A, 1B ou 1C. Cidades menores seguem a lista numérica até o 5.

Segundo o IBGE (2017), a segmentação geográfica nacional não é feita apenas por estados e municípios. Os municípios apresentam conexões interestaduais, portanto, para aprimorar o conhecimento a respeito do território brasileiro, foi criada a Divisão Regional do Brasil, cujos estudos chegaram ao conceito de Mesorregião em 1990, publicado em documento intitulado Divisão do Brasil em Mesorregiões e Microrregiões geográficas. Conforme Lima, Fonseca e Santos (2020), entender as relações entre as cidades ajudou a entender e prever o movimento da contaminação pelo vírus.

## **2.3. ARRANJO FÍSICO**

Atualmente, os mercados mais competitivos exigem uma crescente flexibilidade operacional quanto à relação volume – variedade de produtos. Isto obriga as organizações a buscarem aprimoramentos constantes em termos de arranjo físico para melhorar sua produtividade (Khilwani et al., 2009). Conforme Slack, Chambers e Johnston (2009), arranjo físico é a distribuição física dos elementos que participam e conduzem uma operação, tais como equipamentos, utensílios, ferramentas, mobiliário, inclusive pessoas.

Naturalmente esse posicionamento afeta de maneira decisiva o ritmo do trabalho e conseqüentemente a produtividade.

Slack, Chambers e Johnston (2009) complementam que os arranjos físicos podem ser posicionais, funcionais, celulares, ou por produto. Arranjo físico posicional é aquele em que o objeto transformado, ou cliente do serviço fica estático e os recursos se movem em torno dele. Funcional se caracteriza por especializar diferentes funções em determinados espaços físicos e o objeto ou consumidor transita pelas funções que forem necessárias ou desejadas. Celular é uma subdivisão dos processos, cada célula terá um arranjo dentro dela e opera com certa independência do todo, apesar de ser afetada por ele. Por fim, o arranjo físico por produto é um dos mais tradicionais, muitas vezes conhecido como linha de produção, na qual o produto ou cliente segue um percurso predeterminado e os recursos estão estáticos ao longo desse roteiro para agregarem valor.

“Determinar o melhor tipo de leiaute tem sido um problema clássico para a engenharia. [...] Para analisar os diferentes tipos de leiaute e seus efeitos na produção pode-se simular diferentes situações.” (DECKER JUNIOR et al., 2020, p. 24). Slack, Chambers e Johnston (2009) fizeram a pergunta que precisa ser respondida por qualquer gestor de operações: “O que faz um arranjo físico ser bom?”. Segundo eles, são oito fatores:

- Segurança para as pessoas percorrerem o fluxo traçado, tanto trabalhadores, quanto consumidores. Algumas áreas, portanto, devem ter acesso restrito;
- O tamanho da trajetória percorrida pelo produto ou cliente. Operadores precisam produzir com agilidade, então, devem ter as ferramentas o mais próximas possível, enquanto o cliente pode ter um percurso mais longo ou mais rápido dependendo da estratégia da empresa;
- Funcionários e clientes precisam entender claramente direção e sentido do fluxo. Treinamento e ambientação de equipe, assim como sinalização ao consumidor e trajeto intuitivo são pontos essenciais;
- Ergonomia e conforto para os trabalhadores, incluindo EPCs (equipamentos de proteção coletiva) e EPIs (equipamentos de proteção individual);
- Agilidade na gestão (obtenção de dados, processamento de informações, tomada de decisão, comunicação e controle) deve ser priorizada na escolha e implementação do arranjo físico;
- Acessibilidade mínima para garantir execução da operação, conservação do espaço e reparos dos equipamentos;



## 2.4. SIMULAÇÃO DE EVENTOS DISCRETOS

Segundo Sakurada e Miyake (2009) uma simulação é uma ferramenta aplicada em processos inovadores, ou seja, que ainda não apresentam precedentes ou histórico de dados, assim como também pode apoiar tomada de decisões de reestruturação e mudança de operações, seja em termos de arranjo físico ou gestão de processos.

Marco dos Santos e outros (2016) defenderam a importância do emprego da simulação como uma maneira de representar a realidade, permitindo sua análise, sem precisar de nenhuma alteração física no ambiente de manufatura ou serviços. Chwif e Medina (2010) caracterizaram uma simulação computacional como um ensaio digital que parte de um modelo como uma representação simplificada da realidade, sendo que o foco do modelo deve estar nas variáveis essenciais do sistema real. Entende-se sistema, segundo a tradução de Francisco M. Guimarães para a definição de Ludwig Von Bertalanffy (2010) como um conjunto de elementos que interagem entre si e com o entorno, podendo sofrer mudanças a cada interação.

Há vários tipos de simulações. De acordo com Sakurada e Miyake (2003, p. 1), “a simulação de eventos discretos abrange o estudo de modelos de simulação cujas variáveis mudam de estado instantaneamente em pontos específicos de tempo, em contraste aos modelos contínuos, cujas variáveis mudam de estado continuamente no decorrer do tempo”. Marco dos Santos et al. (2016) caracterizaram a simulação de eventos discretos como um processo de representação da realidade sem que haja necessariamente um padrão de acontecimentos ao longo do tempo. Cada alteração no sistema analisado é causada por um evento de difícil previsão. Uma definição simples e direta de elementos discretos, dada por Sampaio, Assumpção e Fonseca (2018), revela que envolve dados finitos em um intervalo de tempo, ao contrário de contínuos que envolvem dados infinitos ao longo do tempo.

Sakurada e Miyake (2009) complementaram que o desenvolvimento da tecnologia e dos mercados permitiu um grande aperfeiçoamento dos programas computacionais que oferecem ferramentas cada vez mais intuitivas, detalhadas e simples de serem operadas. Tamanho avanço é fruto do fenômeno da indústria 4.0 responsável por impulsionar o emprego da fronteira tecnológica em termos de produção. Segundo Roblek et al. (2016), citado por Silva e outros (2017), este fenômeno começou na Alemanha por meio de políticas públicas de incentivo ao mercado de alta tecnologia. Ainda de acordo com Da silva e outros (2017) a intenção da indústria 4.0 é oferecer os melhores e mais

customizados bens e serviços pelo menor preço, respeitando conceitos recentes de sustentabilidade.

Uma das tecnologias de maior destaque empregadas em simulações computacionais de eventos discretos é o Digital Twin ou Gêmeo Digital. Segundo o Blog oficial do portal de informações da desenvolvedora brasileira de softwares Totvs (2019), esse conceito surgiu para caracterizar programas computacionais que produzem ensaios de operações inteiras, com elevado nível de detalhamento, muitas vezes em três dimensões, podendo substituir protótipos de produtos e maquetes de plantas inteiras. Conforme Boschert, Heinrich e Rosen (2018) o Digital Twin é uma descrição computacional e funcional abrangente de sistemas físicos, realizada a partir dos mais úteis dados operacionais disponíveis.

### **3. METODOLOGIA**

Segundo o Manual de Frascati (2002) publicado pela OCDE (Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico), as pesquisas científicas podem ser de dois tipos: puras ou aplicadas, sendo esta última mais voltada para a prática e empregada na experimentação em sistemas reais de conceitos determinados pelas pesquisas puras ou básicas. Este estudo apresentou natureza aplicada, pois se trata de uma simulação de eventos discretos, que segundo Almeida (2016), é um modelo construído a partir de um sistema real, incluindo situações não contínuas que podem alterá-lo e exigem análise e tratamento estatístico de dados.

Em termos de procedimentos, configurou-se como um Estudo de Caso, evidenciando ainda mais seu caráter pragmático. De acordo com Ventura (2007), um Estudo de Caso não pode ser generalizado, porém contribui com o conhecimento de novas práticas adotadas e incentiva uma visão mais aprofundada do problema abordado, porque leva em consideração uma quantidade maior de variáveis que compõem a realidade específica estudada. Os dados trabalhados foram obtidos por meio de pesquisa realizada “in loco”, tanto com coleta de dados, quanto com coleta documental realizada na organização em relatórios gerados pelo sistema de vendas PDV Config. v6.11.20.01 oriundo da desenvolvedora CMNET, atualmente da empresa Totvs.

Esta pesquisa foi classificada quanto a seus objetivos como descritiva, conforme Gil (2002), que definiu tais estudos como observação e enumeração de fatos ou etapas, assim como identificação de causa e efeito entre eles. Gil (2002) também definiu pesquisa quantitativa como sendo um processo de coleta e análise de dados numéricos, tais como aconteceram neste estudo. No modelo computacional, foi empregado o programa de simulação de eventos discretos FlexSim Update 2 (2020), amplamente utilizado, intuitivo e de fácil aplicação. Dentro do próprio Flexsim, foi utilizado o ExpertFit, um subprograma de cálculos e testes estatísticos, para analisar e validar os dados coletados.

#### **3.1. CARACTERIZAÇÃO DO LOCAL DE PESQUISA**

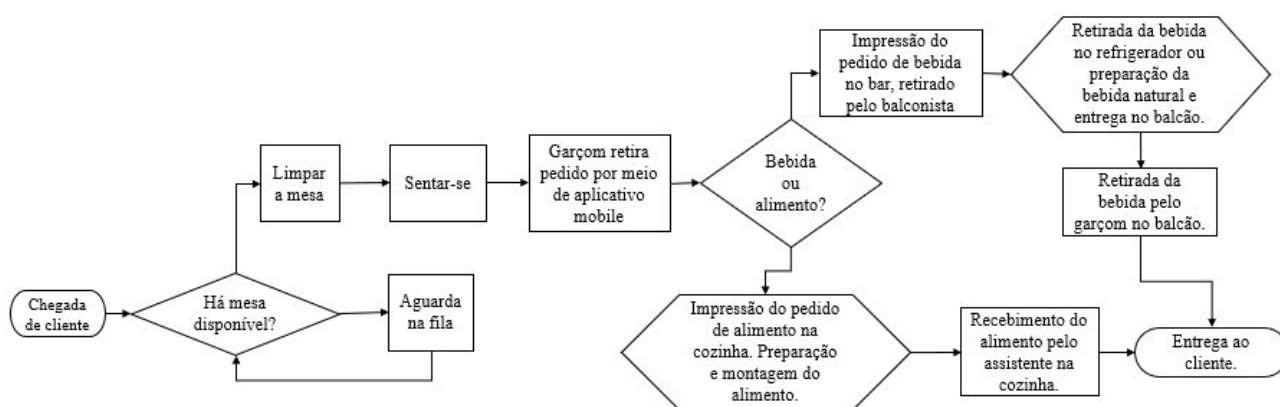
O bar e restaurante tem capacidade de receber 400 pessoas sentadas, segundo dados de projeto predial, possui dois ambientes, uma varada ampla e arejada com capacidade para 350 pessoas sentadas e um salão envolto por vidro, de menor porte, com capacidade para 50 pessoas sentadas. Conexão de rede Wi-Fi em toda a sua extensão,

tanto para atender os associados, quanto para atender os dispositivos eletrônicos usados pelos garçons para registro dos pedidos e envio para a cozinha ou balcão.

Anteriormente à pandemia, o bar e restaurante utilizava um modelo de serviços misto, com “self-service” e “à la carte” ao mesmo tempo. O serviço de “self-service” era oferecido entre às 11 horas e às 15 horas e o “à la carte” a partir das 10 horas até o fechamento. Em 2019, o “self-service” já estava funcionando apenas aos finais de semana (sábados e domingos), porque a orientação da direção do clube era reduzi-lo. Diante disso e a partir da ocasião de emergência sanitária, e proibição inicialmente do “self-service”, houve a retirada definitiva.

Portanto, no período analisado, o bar e restaurante contou apenas com serviços “à la carte”, com os pedidos dos clientes lançados pelos garçons em um aplicativo de celular vinculado ao “software” de atendimento e vendas, enquanto atendiam as mesas. O “software” utilizado foi o PDV Configuração, versão v6.11.20.01, oriundo da desenvolvedora CMNET, atualmente incorporado pela também desenvolvedora Totvs. O pedido era impresso no balcão, no caso de pedidos de bebidas, ou na cozinha, no caso de pedidos de alimentos. Isso permitia que as informações de pedidos e número da mesa fossem registradas juntamente com horário, nome do garçom conectado à rede, preço dos itens dos produtos, valor final do pedido e etc. O fluxograma de atendimento ao cliente é apresentado na figura 2.

Figura 2. Fluxograma de funcionamento e atendimento ao cliente no bar e restaurante estudado.



Fonte: do autor (2021).

### 3.2. COLETA E ANÁLISE DE DADOS

Os levantamentos de dados foram realizados no período em que o bar e restaurante pôde permanecer aberto com maior nível de flexibilização por decretos municipais a partir do início da pandemia de COVID-19, ou seja, do dia 29 de agosto de 2020 ao dia 05 de fevereiro de 2021. Isto representou um total de 160 dias corridos, porém o restaurante não esteve aberto em todos estes dias.

Permaneceu fechado toda segunda-feira e nos feriados dos dias 24, 25 e 31 de dezembro de 2020 e 01 de janeiro de 2021. Quanto ao horário de funcionamento, se dava de terça-feira a sexta-feira das 16h às 22h, sábado das 11h às 22h e domingo das 11h às 19h, mas houveram exceções, como início do mês de janeiro de 2021, quando abriu de terça-feira a sexta-feira a partir de 11h30.

As deliberações do município de Uberlândia - MG que regulamentaram o funcionamento de bares e restaurantes no período foram, a de nº 015, de 07 de agosto de 2020 que permitiu a reabertura de restaurantes com restrições de horário, número máximo de pessoas e diversas medidas de higienização e a última publicada no ano de 2020 diretamente relacionada ao setor foi de nº 20 de, 07 de outubro de 2020, estabelecendo horário de funcionamento para o setor das 11 horas às 23 horas e ratificando os demais protocolos de segurança já determinados anteriormente como, uso de máscaras por todos que estiverem em pé, ocupação de 50% do estabelecimento, máximo de 6 pessoas por mesa, distanciamento entre mesas de 2 metros.

Após alguns meses de redução do número de casos e relativa volta à normalidade, o início do ano de 2021 gerou mais preocupações. A Deliberação nº 03, de 03 de fevereiro de 2021 proibiu a venda de bebidas alcoólicas entre as 18 horas e as 5 horas e a Deliberação nº 04, de 04 de fevereiro proibiu a venda de bebidas alcoólicas também aos finais de semana, além de proibir abertura de bares e restaurantes entre 18 horas e 5 horas de segunda-feira a sexta-feira e aos finais de semana entre os dias 06 e 12 de fevereiro. Estas medidas comprometeram profundamente o funcionamento do restaurante.

A coleta de dados foi realizada a partir de relatório de lançamentos de pedidos feitos pelos clientes aos garçons e registrados por estes dentro do sistema PDV Configuração. Logo nas primeiras coletas, observou-se uma demanda muito superior nos finais de semana, em relação aos dias de meio de semana, conforme tabela apresentada na tabela 1. Diante de tal disparidade, este estudo foi concentrado nos dados dos sábados e domingos, porque foram os dias em que a operação, os processos e o layout foram mais exigidos.

Tabela 1. Comparativo de número de pedidos por hora de terça-feira a sexta-feira em relação aos sábados e domingos.

|                   | <b>TERÇA A SEXTA</b> | <b>SÁBADOS E DOMINGOS</b> |
|-------------------|----------------------|---------------------------|
| <b>MÉDIA</b>      | 35,69                | 100,76                    |
| <b>MEDIANA</b>    | 19,00                | 71,00                     |
| <b>MODA</b>       | 1,00                 | 16,00                     |
| <b>MÍN</b>        | 1,00                 | 1,00                      |
| <b>MÁX</b>        | 346,00               | 372,00                    |
| <b>DESV. PAD.</b> | 46,65                | 89,68                     |
| <b>VARIÂNCIA</b>  | 2175,92              | 8042,36                   |

Fonte: do autor (2021)

Em posse dos dados, inicialmente todos foram planilhados e a partir deles elaborados diagramas de dispersão, para avaliação gráfica da presença ou não de outliers, assim como foram calculadas medidas estatísticas de precisão e dispersão, para comparação caso visualmente tenha sido detectado um possível outlier. Posteriormente, estes dados foram exportados para o “software” Flexsim, mais especificamente para a ferramenta ExpertFit, com o intuito de plotar histogramas com a distribuição de frequências.

Nessa ferramenta foram avaliados, a qualidade da amostra, o “score” de similaridade com alguma distribuição teórica conhecida, plotagem do histograma, cálculo de medidas estatísticas de precisão e dispersão e por fim o teste de aderência qui quadrado. Esse teste avaliou se a hipótese nula era rejeitada ou não, sendo essa hipótese a de que a amostra poderia ser representada por uma determinada distribuição teórica conhecida.

Tais procedimentos foram adotados para as seguintes amostras de dados coletadas: tempo entre chegadas, tempo entre pedidos realizados pelos clientes aos garçons, tempo de processamento de alimentos, tempo de processamento de bebidas. A separação entre alimentos e bebidas foi importante, porque os dados demonstraram uma diferenciação grande entre os tempos de cada tipo, além de serem preparados em locais (processadores) diferentes dentro do restaurante, alimentos na cozinha e bebidas no balcão.

Dentro da operação do restaurante, conforme visto no fluxograma, há diversos tempos e movimentos a serem levados em consideração na montagem de uma simulação. Segundo Figueiredo e Rocha (2010), citado por Andrade (2017), a teoria das filas leva em consideração especialmente os tempos entre chegadas de clientes e o tempo de

atendimento, porém este último, no caso do restaurante estudado, precisou ser dividido em algumas partes, para que o modelo se aproximasse da realidade observada.

Quando já está na fila, o cliente é chamado assim que uma mesa é desocupada. Entra, se senta, recebe o cardápio do garçom, escolhe os pedidos que deseja fazer e depois de feitos, estes pedidos chegam ao balcão e cozinha para preparação. Há o tempo de processamento, tempo de o garçom levar o alimento ou a bebida até a mesa, tempo de consumo dos produtos por parte do cliente, de efetuar o pagamento e por fim, o cliente ainda precisa limpar a mesa antes de liberá-la ao próximo da fila.

Diante da quantidade de dados necessários e das limitações em termos de sistema de controle do próprio restaurante e de tempo para observação “in loco”, foram aproveitados tempos já sugeridos pelo “software” Flexsim, como tempos de deslocamento, tanto de clientes, quanto de garçons, até porque foram respeitadas distâncias, quantidade de mesas (38), de garçons (7) e posicionamentos do layout real.

É importante levar em consideração também as limitações em termos de controle do próprio restaurante, tanto controle físico quanto de sistema, já que não há catracas para entradas e saídas e há diversos pontos de entradas e saídas, sem qualquer monitoramento. Isso acontece principalmente, porque o restaurante está dentro de um clube social, com maior controle para entradas e saídas do clube e com frequentadores que são sócios e cadastrados, além de terem seu comportamento alinhado por estatuto.

Nesse sentido, o foco foi grande na obtenção das principais informações necessárias ao modelo, conforme citado anteriormente, foram elas: o tempo entre chegadas de clientes no restaurante, o tempo entre pedidos realizados pelos clientes, já sentados, aos garçons e o tempo de processamento dos produtos, com a diferenciação entre alimentos e bebidas, para serem entregues nas mesas.

Os dados de intervalo de tempo entre chegadas no estabelecimento, foram obtidos no local utilizando um cronômetro. É importante ressaltar que não foi medido o tempo entre chegadas de cada cliente individualmente, mas sim de cada unidade familiar, de amigos, casal ou mesmo uma pessoa só, desde que procurasse uma mesa apenas para si. O foco foi a chegada de interessados em uma mesa e quem chegou posteriormente apenas para se sentar em uma mesa já ocupada, não foi contabilizado.

O registro manual foi feito, devido à inexistência de qualquer sistema mecânico ou eletrônico, como catracas, na entrada do restaurante. A entrada é livre e o controle de quais mesas efetuaram o pagamento e estão liberadas para deixar o local é feito pelos próprios garçons, com apoio de líderes de equipe e maitre. Apenas nos finais de semana, há uma recepcionista para organizar as filas, justamente pela maior demanda.

### 3.3. MODELO DE SIMULAÇÃO NO SOFTWARE FLEXSIM®

O modelo de simulação foi elaborado no software de simulação 3D Flexsim, versão 20.2.3 (64-bit) da empresa FlexSim Software Products. Trata-se da versão 2020 de um programa computacional altamente intuitivo e completo que permitiu explorar muitos detalhes da operação real.

Considerou-se como fonte o tempo entre chegadas respeitando a distribuição obtida no teste de aderência realizado no próprio Flexsim, por meio da ferramenta ExpertFit. Considerou-se também uma fila logo após esta entrada, para suportar a espera de clientes por mesa e assim que a primeira mesa é disponibilizada o cliente vai até ela imediatamente, seguindo a metodologia PEPS - primeiro que entra na fila, primeiro que sai da fila. Assim que o cliente chegava na mesa, uma mensagem era gerada e recebida por outra fila que tinha como função a criação de um item (simulando um pedido) e distribuição para outras duas filas, uma para a cozinha, representando pedidos de alimentos e outra para o bar, representando pedidos de bebidas.

Para que essa mensagem seja gerada, o garçom vai até a mesa, sincronizado por um “dispatcher”, um organizador que determina qual garçom deve ir até a mesa. Cozinha e bar estão representados em 3D e são os processadores do modelo. Neles o tempo de processamento obtido por meio da distribuição de probabilidades é respeitado e quando concluído é entregue ao garçom determinado pelo organizador, para que leve até as mesas. Por fim, os clientes saem pelo “sink”, liberando a mesa para outro cliente.

Como o bar e restaurante representou um sistema Terminal, ou seja, tinha horário de abertura e fechamento, não era uma produção contínua, os passos seguidos a partir do modelo pronto para simulação foram: elencar os indicadores de desempenho medidos, definir a precisão e a confiança estatística, estabelecer, de acordo com o horário real de funcionamento do restaurante, o tempo de simulação, definir uma amostra arbitrária para teste inicial, a partir dos testes, calcular as replicações necessárias, produzir novas rodadas da simulação com base na quantidade de replicações necessárias e, então, obter novo intervalo de confiança.

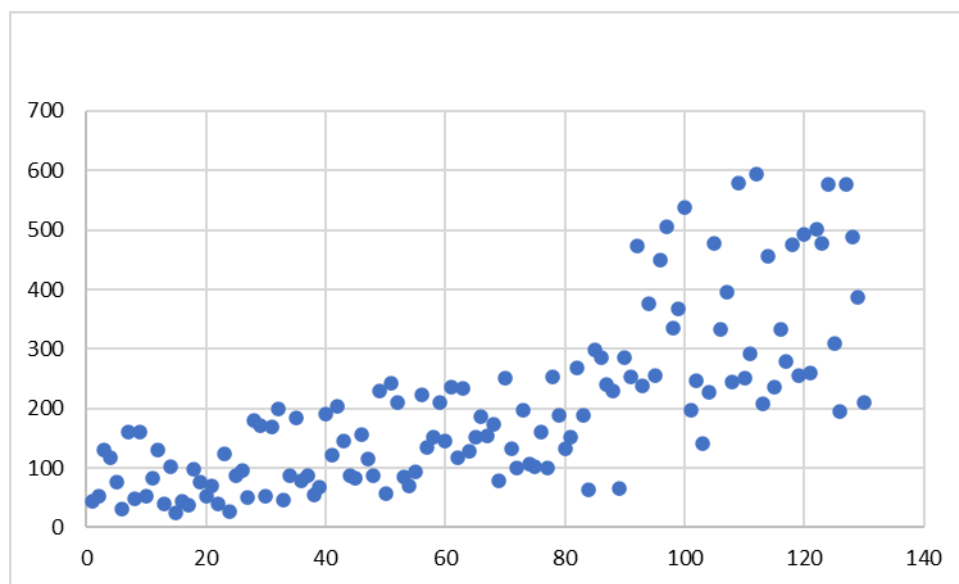


## 4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

### 4.1. ANÁLISE DE DADOS COLETADOS

Primeiramente, foi avaliada a possível existência de outliers, utilizando o software Microsoft Excel 2016 e apesar de apresentar dois dados visualmente mais isolados, eles não foram considerados outliers, porque verificou-se uma tendência de maior dispersão dos dados à medida que o eixo horizontal foi progredindo. Isso foi interpretado como sendo um efeito do horário de medição, feito das 12 horas até as 15 horas. Percebeu-se na coleta e nos dados, que o fluxo de chegadas foi menor à medida que as 15 horas foram se aproximando, portanto, os tempos entre chegadas foram maiores, ou seja, mais espaçados, conforme demonstrado na figura 3.

Figura 3. Gráfico de dispersão dos dados de tempo entre chegadas, para verificação da existência ou não de outliers.

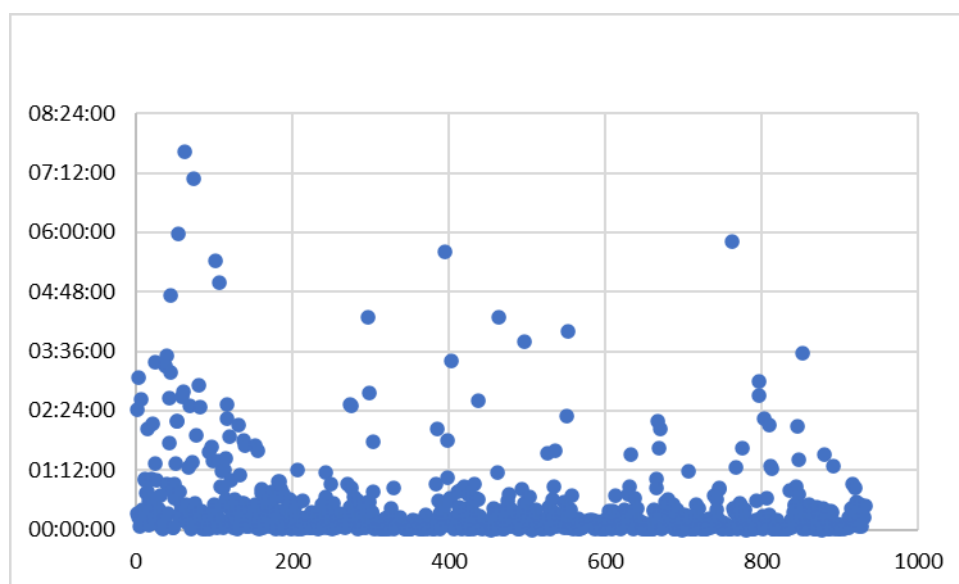


Fonte: do autor (2021).

Os garçons utilizam aparelhos celulares com a versão “mobile” do software de vendas para registrar os pedidos dos clientes. Isso permitiu a obtenção de dados de uma quantidade grande de pedidos. No entanto, os dados de pedidos foram inseridos no software Flexsim como tempo entre pedidos para cada mesa separadamente. Como tratar os dados em todo o período coletado, individualmente, para cada uma das 38 mesas existentes no restaurante seria muito trabalhoso e manual, escolheu-se a mesa que apresentou maior quantidade de pedidos, para representar as demais.

Durante o período pesquisado, de 29 de agosto de 2020 até 05 de fevereiro de 2021, foram 932 pedidos nessa mesa. Um banco de dados relevante e automatizado, com o produto específico, quantidade, garçom que registrou, número da mesa e se houve estorno posterior ou não. Também houve uma avaliação de outliers no formato de gráficos de dispersão, conforme figura 4. Percebeu-se a presença visual de dois casos, então, foi realizada uma comparação, por meio de tabela, apresentada na tabela 2 e a conclusão foi retirar esses dois outliers, pois houve alteração na média e na variância da amostra.

Figura 4. Gráfico de dispersão dos dados, para verificação da existência ou não de outliers nos tempos entre pedidos.



Fonte: do autor (2021).

Tabela 2. Tabelas comparativas de medidas de precisão e dispersão com e sem outliers.

| <b>TEMPO ENTRE PEDIDOS</b> | <b>C/ Outliers</b> | <b>S/ Outliers</b> |
|----------------------------|--------------------|--------------------|
| <b>MÉDIA</b>               | 00:25:20           | 00:24:26           |
| <b>MODA</b>                | 00:02:00           | 00:02:00           |
| <b>MÍNIMO</b>              | 00:00:00           | 00:00:00           |
| <b>MÁXIMO</b>              | 07:36:58           | 05:58:48           |
| <b>DESV. PADRÃO</b>        | 00:47:56           | 00:43:56           |
| <b>VARIÂNCIA</b>           | 00:01:36           | 00:01:20           |

Fonte: do autor (2021).

Após os clientes realizarem os pedidos, os garçons lançam no celular para impressoras no balcão, no caso de bebidas e na cozinha, no caso de alimentos. Esses pedidos entram em uma fila para preparação. No caso de bebidas industrializadas,

percebeu-se “in loco” que os balconistas apenas pegam a bebidas nas geladeiras e colocam no balcão para o garçom levar até o cliente. No caso de bebidas com preparação artesanal, como sucos naturais e coquetéis, os balconistas precisam elaborar primeiro.

Na cozinha há uma subdivisão que não será abordada na pesquisa, porém brevemente percebeu-se que há cozinheiros focados na preparação e o chef de cozinha fica sozinho na montagem. Portanto, na cozinha, por mais que houvesse uma equipe grande, os alimentos montados saem um de cada vez, porque há uma centralização da montagem. A atual pesquisa se preocupou apenas em medir o tempo entre o lançamento do pedido pelo garçom e a entrega do pedido no balcão ou na cozinha, locais próprios para retirada pelo garçom para entrega ao cliente.

Os produtos escolhidos para análise, foram alguns dos produtos nível A da tabela ABC, porque normalmente, bares e restaurantes possuem uma variedade significativa de produtos ofertados entre pratos individuais, pratos para compartilhar, porções, sobremesas, bebidas alcóolicas industrializadas, bebidas não alcóolicas industrializadas, coquetéis e sucos naturais preparados na hora. Nesse caso, o cardápio atual contém ao todo 158 itens, conforme tabela 3, obtida analisando o cardápio em maio de 2021. Portanto, houve pelo menos duas categorias de produtos: alimentos e bebidas.

Tabela 3. Tabela de quantidade de itens de cardápio.

|   | <b>Nº TOTAL DE ITENS</b> |
|---|--------------------------|
| Bebidas industrializadas não alcóolicas | 10                       |
| Bebidas industrializadas alcóolicas     | 12                       |
| Sucos naturais                          | 3                        |
| Coquetéis, vinhos e destilados          | 19                       |
| Saladas                                 | 4                        |
| Pratos individuais                      | 12                       |
| Pratos para compartilhar                | 10                       |
| Sanduíches                              | 3                        |
| Porções                                 | 22                       |
| Sobremesas                              | 3                        |
| Acompanhamentos e outros                | 60                       |
| <b>TOTAL</b>                            | <b>158</b>               |

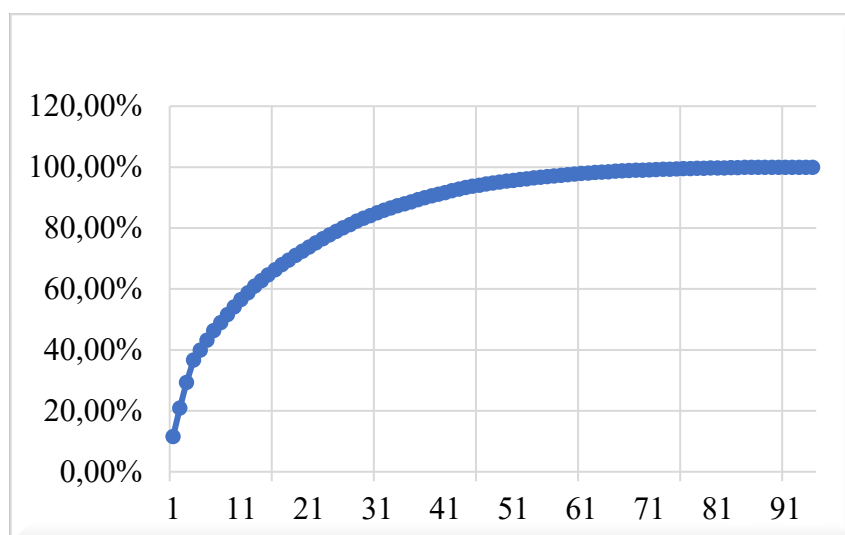
Fonte: do autor (2021).

Conforme tabela e curva ABC realizada com dados do bar e restaurante no período de 29 de agosto de 2020 a 05 de fevereiro de 2021 (tabela no apêndice C), muitos itens ficaram nos grupos B e C. Abaixo estão as curvas ABC para alimentos e bebidas, nas

figuras 5 e 6 respectivamente. Elas revelaram que, no caso de alimentos, 19% dos itens de cardápio representaram 70% do faturamento, enquanto no caso de bebidas, apenas 16% das opções, significaram 80% da receita.

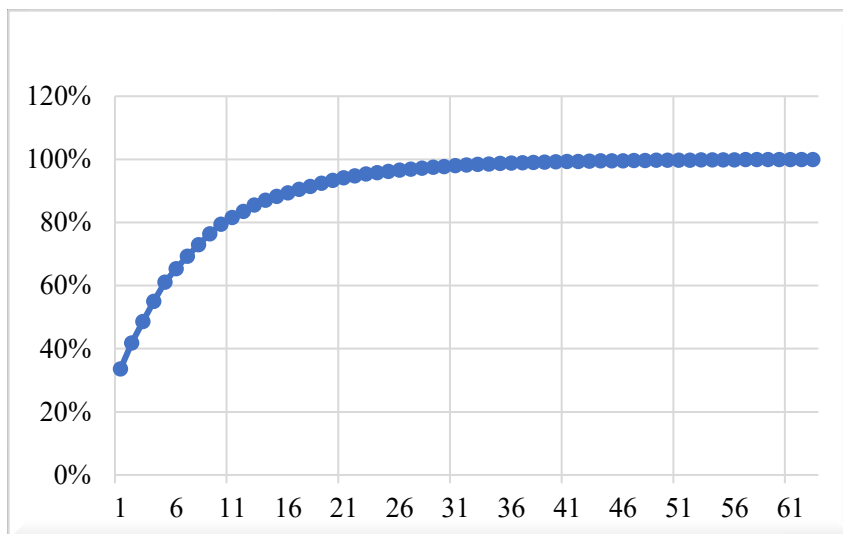
Entretanto segundo Silva e outros (2018), os itens B, apesar da menor representatividade no faturamento, são fundamentais dentro da composição de um cardápio, porque garantem variedade e permitem atingir um público maior, assim como evitar a repetição a saturação por parte dos atuais clientes, que podem procurar alternativas nos concorrentes. Os itens do grupo C devem ser analisados de perto pela organização, para avaliar sua viabilidade. O restaurante pesquisado por Da Silva et al (2018) tinha 215 itens de cardápio, dos quais apenas 46 estavam no grupo A da curva ABC.

Figura 5. Curva ABC de alimentos, por faturamento, de todo o período analisado neste estudo (29 de agosto de 2020 a 05 de fevereiro de 2021).



Fonte: do autor (2021).

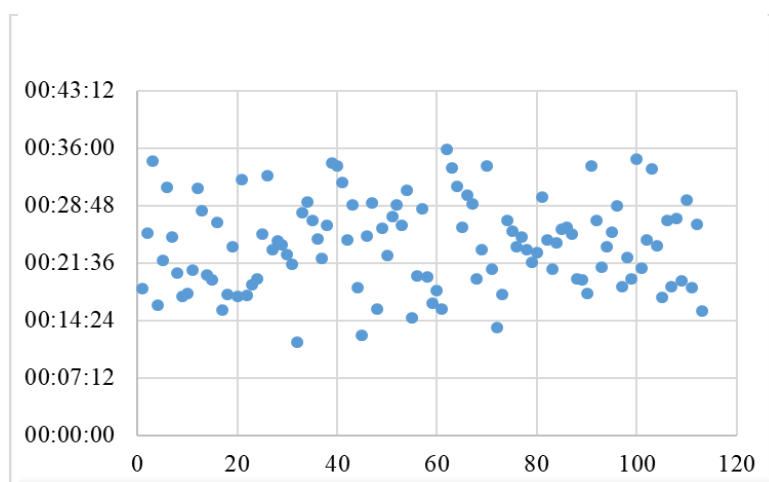
Figura 6. Curva ABC de bebidas, por faturamento, de todo o período analisado neste estudo (29 de agosto de 2020 a 05 de fevereiro de 2021).



Fonte: do autor (2021).

Seguindo alguns produtos de categoria A, portanto, da curva ABC, a coleta dos dados foi parcialmente automatizada, porque o horário de lançamento pelo garçom fica gravado na comanda impressa, mas outra parte foi realizada manualmente, anotando o horário da entrega. O tempo de processamento considerado foi a subtração do horário de entrega em relação ao horário de lançamento. Também, foram realizadas análises de outliers, ilustradas nas figuras 7 e 8, porém não foi verificado nenhum.

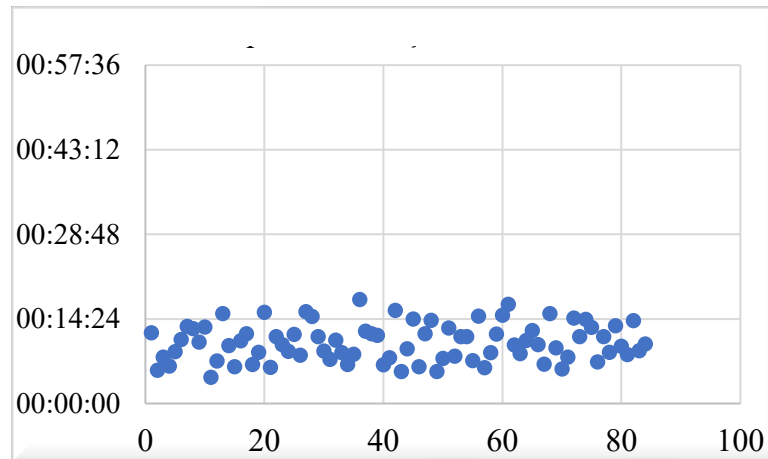
Figura 7. Gráfico de dispersão dos dados, para verificação da existência ou não de outliers em dados de tempo de processamento de alimentos.



Fonte: do autor (2021).

Percebeu-se a inexistência de dados que ficassem muito distantes dos demais, tomando como referência as linhas horizontais em ambos os casos, tanto para a figura 7 na análise de alimentos, como na figura 8 na análise de bebidas.

Figura 8. Gráfico de dispersão dos dados, para verificação da existência ou não de outliers em dados de tempo de processamento de bebidas.



Fonte: do autor (2021).

#### 4.2. TESTE DE ADERÊNCIA DOS DADOS COLETADOS

Utilizando a ferramenta ExpertFit, dentro do Flexsim, foram realizadas análises dos dados obtidos, já afastados os possíveis outliers. Seguindo a cronologia do fluxograma de atendimento ao cliente, inicialmente foram analisados os tempos entre chegadas, como mostra a figura 9, posteriormente o tempo entre pedidos, apresentados na figura 10, e por fim o tempo de processamento, neste caso separando tempo de processamento de alimentos e de bebidas, figuras 11 e 12 respectivamente.

Figura 9. Tabela de medidas estatísticas dos dados obtidos de intervalo de tempo entre chegadas de clientes, utilizando o software ExpertFit.

Data-Summary Table

| Data Characteristic      | Value        |
|--------------------------|--------------|
| Source file              | <edited>     |
| Observation type         | Real valued  |
| Number of observations   | 130          |
| Minimum observation      | 24           |
| Maximum observation      | 594          |
| Mean                     | 201.63077    |
| Median                   | 171.00000    |
| Variance                 | 20,144.45176 |
| Coefficient of variation | 0.70392      |
| Skewness                 | 1.09609      |

Fonte: dados coletados pelo autor e tratados por meio do programa computacional ExpertFit (2021).

A obtenção dos dados de tempo entre chegadas de clientes na fila para entrar no restaurante foi feita manualmente, utilizando um cronômetro e, portanto, contou com apenas 130 intervalos de tempo. O cronômetro permitiu que os dados posteriormente fossem planilhados e convertidos para uma unidade de medida em segundos. Tempo mínimo entre chegadas foi de 24 segundos, o máximo de 594 segundos (convertendo para minutos, algo próximo a 10 minutos). A média dos tempos foi de aproximadamente 201,63 segundos (aproximadamente 3,36 minutos), mediana 171 segundos, variância em torno de 20.144,45.

Figura 10. Tabela de medidas estatísticas dos dados obtidos de intervalo de tempo entre pedidos, realizados pelos clientes aos garçons, gerada pelo software ExpertFit.

Data-Summary Table

| Data Characteristic      | Value       |
|--------------------------|-------------|
| Source file              | <edited>    |
| Observation type         | Real valued |
| Number of observations   | 930         |
| Minimum observation      | 1           |
| Maximum observation      | 21.528      |
| Mean                     | 1.466.23978 |
| Median                   | 567.00000   |
| Variance                 | 6.94600 e 6 |
| Coefficient of variation | 1.79747     |
| Skewness                 | 3.93387     |

Fonte: dados coletados pelo autor e tratados por meio do programa computacional ExpertFit (2021).

Os dados de tempo entre pedidos foram obtidos exclusivamente por meio do sistema de vendas do restaurante, PDV Configuração (CMNET/Totvs). Foi utilizado um relatório gerado pelo sistema, disponível para os gestores do negócio, no formato de banco de dados e ao qual eles permitiram o acesso para esta pesquisa, com todas as informações de lançamentos realizados pelos garçons em todo o período analisado. Por meio desse relatório, os gestores podem analisar desempenho dos garçons não apenas em vendas, mas quantidade de estornos, total ou por garçom, incluindo o motivo de cada um, assim como acessar produtos lançados para cada mesa, no período desejado.

Foram planilhados 930 intervalos entre pedidos de uma única mesa, porém ao longo todo o período da pesquisado. Para isso, era desconsiderado o primeiro pedido de cada dia e subtraído o horário do pedido seguinte em relação ao anterior. O intervalo de tempo mínimo foi zero, porém o sistema computacional usado para análise dos dados, ExpertFit não permitia o intervalo de tempo igual a zero, então, considerou-se os intervalos nulos como sendo de 1 segundo. Isto aconteceu apenas duas vezes em toda a amostra provavelmente, porque dois garçons atenderam a mesma mesa ao mesmo tempo e lançaram pedidos simultâneos. Já o intervalo de tempo máximo foi de 21.528 segundos, ou por volta de 5 horas, 58 minutos e 48 segundos, enquanto a média ficou em 1.466,24 segundos, ou seja, em torno de 24 minutos e 26 segundos, com mediana foi de 567 segundos.



Figura 11. Tabela de medidas estatísticas dos dados obtidos de tempo de processamento de alimentos, gerada pelo software ExpertFit.

Data-Summary Table

| Data Characteristic      | Value         |
|--------------------------|---------------|
| Source file              | <edited>      |
| Observation type         | Real valued   |
| Number of observations   | 113           |
| Minimum observation      | 701           |
| Maximum observation      | 2,154         |
| Mean                     | 1.434.17699   |
| Median                   | 1.435.00000   |
| Variance                 | 109.893.87911 |
| Coefficient of variation | 0.23114       |
| Skewness                 | 0.13197       |

Fonte: dados coletados pelo autor e tratados por meio do programa computacional ExpertFit (2021).

O levantamento dos dados de tempo de processamento de alimentos não foi possível totalmente utilizando o sistema PDV Configuração da desenvolvedora CMNET/Tovs, pois apenas o horário do pedido era registrado. Ademais, não foi possível utilizar cronômetro, devido às distâncias entre o local onde os pedidos eram feitos (mesas) e o local do processamento (cozinha). O sistema marcava automaticamente o horário do pedido e quando o alimento era entregue na “boqueta”, era possível recolher a nota da impressora com esse horário e tomar nota do horário naquele instante.

Portanto, o intervalo de tempo de processamento foi a diferença do horário de entrega do produto pela cozinha e o horário do pedido. Isso limitou a obtenção de dados a apenas 113 intervalos de tempo de processamento de alimentos. Tempo mínimo entre chegadas foi de 701 segundos (em torno de 11,7 minutos), o máximo de 2.154 segundos (convertendo para minutos, algo próximo a 36). A média dos tempos foi de 1.434,18 segundos (aproximadamente 23,9 minutos), mediana 1.435 segundos, variância em torno de 109.893,88.

Figura 12. Tabela de medidas estatísticas dos dados obtidos de tempo de processamento de bebidas, gerada pelo software ExpertFit.

Data-Summary Table

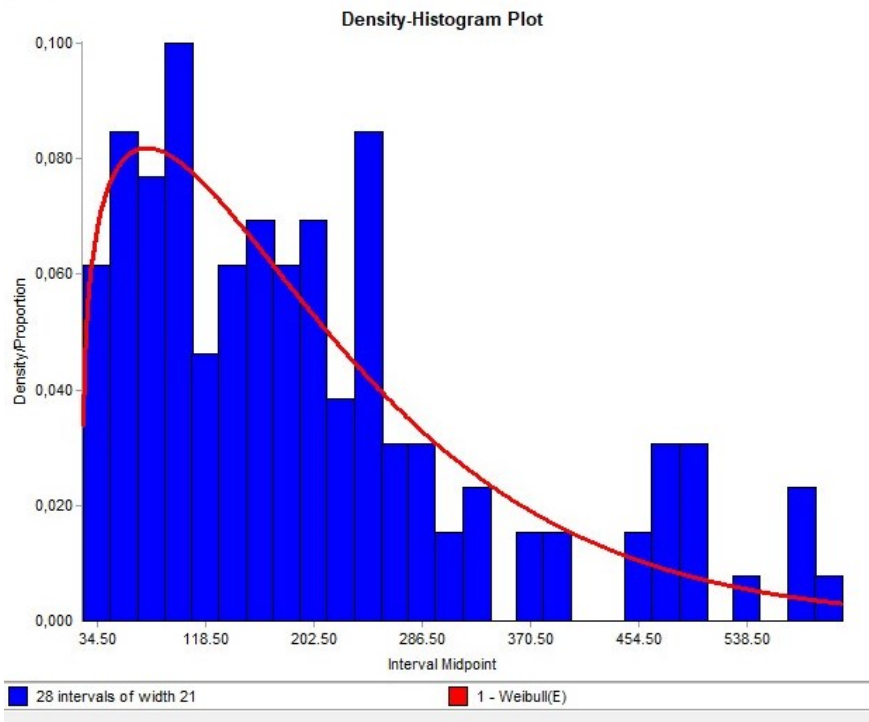
| Data Characteristic      | Value        |
|--------------------------|--------------|
| Source file              | <edited>     |
| Observation type         | Real valued  |
| Number of observations   | 84           |
| Minimum observation      | 267.00000    |
| Maximum observation      | 1.063.00000  |
| Mean                     | 621.94048    |
| Median                   | 605.00000    |
| Variance                 | 35.409.40605 |
| Coefficient of variation | 0.30256      |
| Skewness                 | 0.25243      |

Fonte: dados coletados pelo autor e tratados por meio do programa computacional ExpertFit (2021).

O levantamento dos dados de tempo de processamento de bebidas foi feito parte manualmente e parte utilizando o sistema PDV Configuração da desenvolvedora CMNET/Tovs. Porém, não foi possível utilizar cronômetro, devido às distâncias entre as mesas e o bar. O sistema registrava automaticamente o horário do pedido e quando a bebida era entregue no balcão, era possível recolher a nota da impressora com esse horário e tomar nota do horário naquele momento.

Dessa forma, o intervalo de tempo de processamento de bebidas foi a subtração do horário de entrega do produto pelo bar e com o horário do pedido. Isto limitou a obtenção de dados a apenas 84 intervalos de tempo de processamento de alimentos. Tempo mínimo entre chegadas foi de 267 segundos (em torno de 8,9 minutos), o máximo de 1.063 segundos (convertendo para minutos, algo próximo a 18). A média dos tempos foi de 621,94 segundos (aproximadamente 10,37 minutos), mediana 605 segundos, variância de 35.409,41.

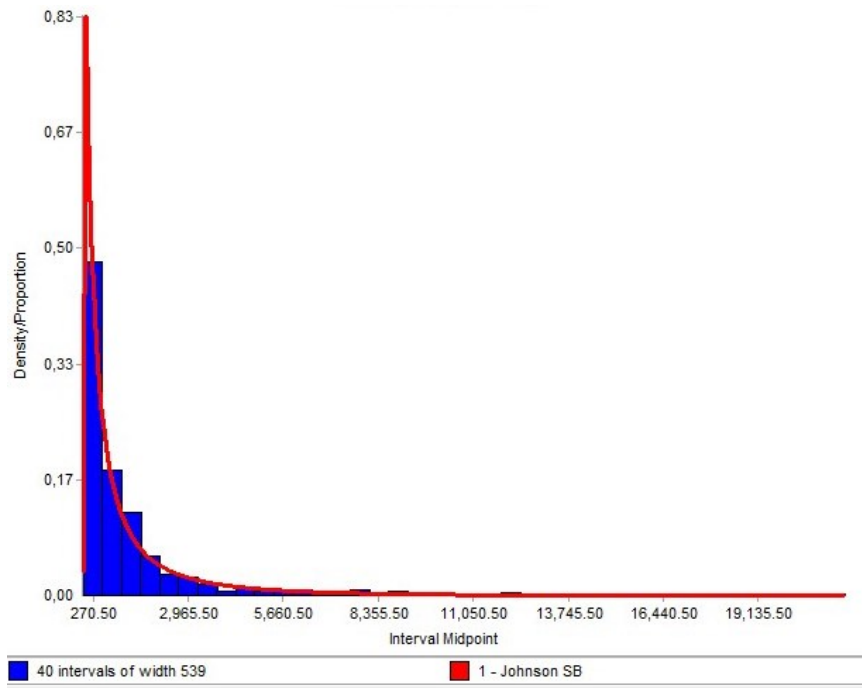
Figura 13. Histograma dos dados obtidos de intervalo de tempo entre chegadas de clientes, gerado pelo software ExpertFit.



Fonte: dados coletados pelo autor e tratados por meio do programa computacional ExpertFit (2021).

Os dados de intervalo de tempo entre chegadas de clientes no bar e restaurante apresentaram uma distribuição de frequências dividida em 28 classes pelo sistema ExpertFit e foi apresentada graficamente no formato de histograma, conforme figura 13, comparado com a distribuição Weibull(E), que apresentou o melhor percentual de avaliação de similaridade estatística em relação aos dados coletados.

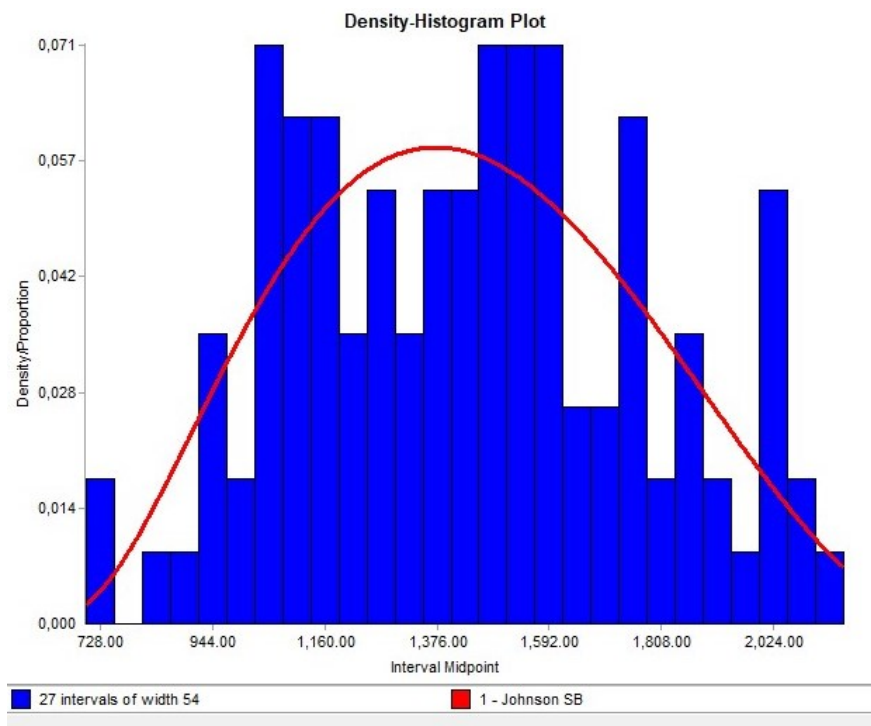
Figura 14. Histograma dos dados obtidos de intervalo de tempo entre pedidos realizados pelos clientes aos garçons, gerado pelo software ExpertFit.



Fonte: dados coletados pelo autor e tratados por meio do programa computacional ExpertFit (2021).

Os dados de tempo entre pedidos tiveram sua distribuição de frequências dividida em 40 classes pelo software ExpertFit dentro do Flexsim e foram apresentados graficamente no formato de histograma na figura 14 já comparado com a distribuição de Johnson SB, cuja similaridade é evidente, apesar disso, precisou de confirmação por um teste de aderência do tipo qui quadrado.

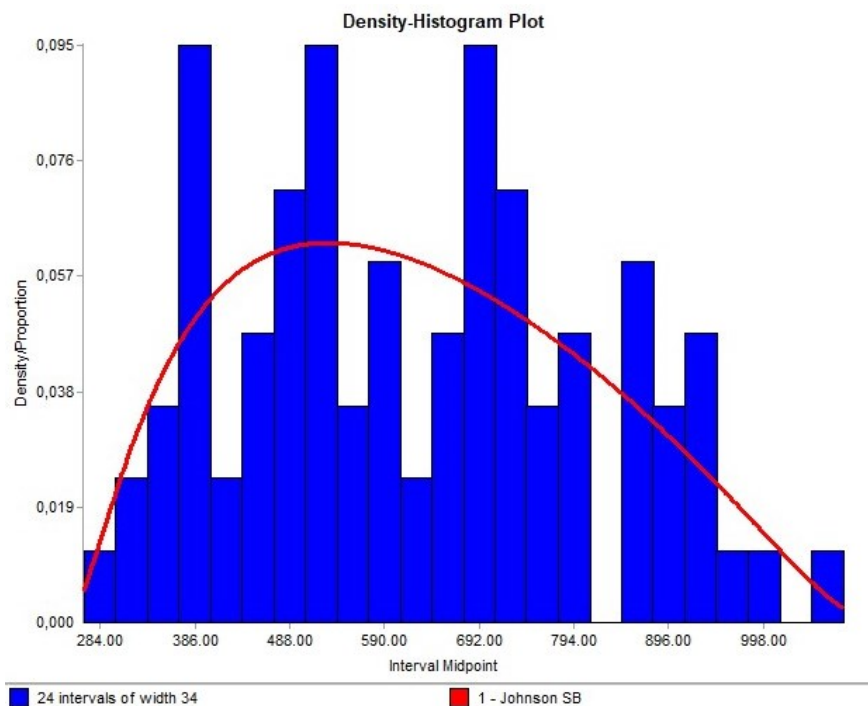
Figura 15. Histograma dos dados obtidos de intervalo de tempo de processamento de alimentos, gerado pelo software ExpertFit.



Fonte: dados coletados pelo autor e tratados por meio do programa computacional ExpertFit (2021).

A lista de tempo de processamento de alimentos na cozinha teve sua distribuição de frequências dividida em 27 classes pelo sistema ExpertFit e apresentada graficamente no formato de histograma na figura 15, dessa vez demonstrando uma proximidade grande quando comparado à distribuição Johnson SB, porém a aderência a uma distribuição de probabilidades conhecida depende de um teste do tipo qui quadrado.

Figura 16. Histograma dos dados obtidos de intervalo de tempo de processamento de bebidas, gerado pelo software ExpertFit.



Fonte: dados coletados pelo autor e tratados por meio do programa computacional ExpertFit (2021).

A lista de tempo de processamento de alimentos na cozinha teve sua distribuição de frequências dividida em 27 classes pelo sistema ExpertFit e apresentada graficamente no formato de histograma na figura 16, comparando já com a distribuição de Johnson SB, apesar da aderência a uma distribuição de probabilidades conhecida depender de um teste do tipo qui quadrado.

Figura 17. Pontuação percentual, gerada pelo software ExpertFit, para mensurar a similaridade estatística entre a distribuição dos dados obtidos de intervalo de tempo entre chegadas de clientes, e alguma distribuição teórica conhecida.

Automated-Fitting Results

| Relative Evaluation of Candidate Models |                |            |              |
|---|----------------|------------|--------------|
| Model                                   | Relative Score | Parameters |              |
| 1 - Weibull(E)                          | 95.83          | Location   | 23.44189     |
|   |                | Scale      | 190.66033    |
|   |                | Shape      | 1.23772      |
| 2 - Gamma(E)                            | 93.75          | Location   | 21.32399     |
|   |                | Scale      | 122.51676    |
|   |                | Shape      | 1.47169      |
| 3 - Pearson Type VI(E)                  | 88.54          | Location   | 20.47282     |
|   |                | Scale      | 11,804.86935 |
|   |                | Shape #1   | 1.51980      |
|   |                | Shape #2   | 99.98890     |

25 models are defined with scores between 2.08 and 95.83

---

**Absolute Evaluation of Model 1 - Weibull(E)**

Evaluation: Good  
 Suggestion: Additional evaluations using Comparisons Tab might be informative.  
 See Help for more information.

---

**Additional Information about Model 1 - Weibull(E)**

"Error" in the model mean  
 relative to the sample mean                      0.20479 = 0.10%

Fonte: dados coletados pelo autor e tratados por meio do programa computacional ExpertFit (2021).

Anteriormente ao teste de aderência, o software ExpertFit calcula o percentual de similaridade entre algumas distribuições de probabilidade conhecidas e os dados coletados. Esse percentual é chamado pelo programa computacional de “Relative Score”, que pode ser traduzido de forma literal como pontuação relativa. Os tempos entre chegadas observados apresentaram 95,83% de conformidade com a distribuição Weibull(E), que foi a melhor ranqueada, segundo apresentado na figura 17. Essa distribuição foi definida por três parâmetros dentro do modelo: localização, escala e forma, 23,44; 190,66 e 1,238 respectivamente. Ademais, a avaliação da amostra foi considerada boa pelo modelo (Evaluation: Good).

Figura 18. Pontuação percentual, gerada pelo software ExpertFit, para mensurar a similaridade estatística entre a distribuição dos dados obtidos de intervalo de tempo entre pedidos, realizados pelos clientes aos garçons, e alguma distribuição teórica conhecida.

Automated-Fitting Results

| Relative Evaluation of Candidate Models |                |                |              |
|---|----------------|----------------|--------------|
| Model                                   | Relative Score | Parameters     |              |
| 1 - Johnson SB                          | 97.06          | Lower endpoint | 0.00192      |
|   |                | Upper endpoint | 42.618.29919 |
|   |                | Shape #1       | 2.79172      |
|   |                | Shape #2       | 0.64359      |
| 2 - Lognormal                           | 95.59          | Location       | 0.00000      |
|   |                | Scale          | 536.33524    |
|   |                | Shape          | 1.50349      |
| 3 - Lognormal(E)                        | 89.71          | Location       | 1.06958 e -4 |
|   |                | Scale          | 536.33479    |
|   |                | Shape          | 1.50349      |

18 models are defined with scores between 0.00 and 97.06

---

**Absolute Evaluation of Model 1 - Johnson SB**

Evaluation: Indeterminate  
 Suggestion: Additional evaluations using Comparisons Tab are strongly recommended.  
 See Help for more information.

---

**Additional Information about Model 1 - Johnson SB**

"Error" in the model mean  
 relative to the sample mean                      -17.90681 = 1.22%

Fonte: dados coletados pelo autor e tratados por meio do programa computacional ExpertFit (2021).

A pontuação relativa dos intervalos de tempo entre pedidos em relação à distribuição Johnson SB foi de 97,06% de conformidade. Mesmo apresentando uma avaliação indeterminada, a amostra foi considerada, porque apresentou uma elevada quantidade de dados coletados e a pontuação relativa à distribuição Johnson SB foi de bastante alta, como demonstrou a figura 18. Essa distribuição foi definida por quatro parâmetros dentro do modelo: ponto inferior, ponto superior, forma 1 e forma 2, equivalendo a 0,00192; 42.618,3; 2,79 e 0,64 respectivamente.



Figura 19. Pontuação percentual, gerada pelo software ExpertFit, para mensurar a similaridade estatística entre a distribuição dos dados obtidos de tempo de processamento de alimentos, e alguma distribuição teórica conhecida.

Automated-Fitting Results

| Relative Evaluation of Candidate Models |                |                |             |
|---|----------------|----------------|-------------|
| Model                                   | Relative Score | Parameters     |             |
| 1 - Johnson SB                          | 99.17          | Lower endpoint | 559.10043   |
|   |                | Upper endpoint | 2.499.16077 |
|   |                | Shape #1       | 0.29071     |
|   |                | Shape #2       | 1.29075     |
| 2 - Beta                                | 97.50          | Lower endpoint | 636.99363   |
|   |                | Upper endpoint | 2.418.72636 |
|   |                | Shape #1       | 2.76329     |
|   |                | Shape #2       | 3.42618     |
| 3 - Weibull(E)                          | 93.33          | Location       | 604.39482   |
|   |                | Scale          | 932.93935   |
|   |                | Shape          | 2.73496     |

31 models are defined with scores between 1.67 and 99.17

---

**Absolute Evaluation of Model 1 - Johnson SB**

Evaluation: Good  
 Suggestion: Additional evaluations using Comparisons Tab might be informative.  
 See Help for more information.

---

**Additional Information about Model 1 - Johnson SB**

"Error" in the model mean  
 relative to the sample mean                      1.13505 = 0.08%

Fonte: dados coletados pelo autor e tratados por meio do programa computacional ExpertFit (2021).

A pontuação relativa dos tempos de processamento de alimentos na cozinha em relação à distribuição Johnson SB foi de 99,17% de conformidade, conforme figura 19. A avaliação dos dados coletados foi considerada boa (Evaluation: Good). Essa distribuição foi definida por quatro parâmetros dentro do modelo: ponto inferior, ponto superior, forma 1 e forma 2, equivalendo a 559,1; 2.499,16; 0,29 e 1,29 respectivamente.

Figura 20. Pontuação percentual, gerada pelo software ExpertFit, para mensurar a similaridade estatística entre a distribuição dos dados obtidos de tempo de processamento de bebidas, e alguma distribuição teórica conhecida.

Automated-Fitting Results

| Relative Evaluation of Candidate Models |                |                |             |
|---|----------------|----------------|-------------|
| Model                                   | Relative Score | Parameters     |             |
| 1 - Johnson SB                          | 99.17          | Lower endpoint | 239.17266   |
|   |                | Upper endpoint | 1,135.83828 |
|   |                | Shape #1       | 0.35013     |
|   |                | Shape #2       | 0.97123     |
| 2 - Beta                                | 97.50          | Lower endpoint | 251.80545   |
|   |                | Upper endpoint | 1,136.10403 |
|   |                | Shape #1       | 1.88452     |
|   |                | Shape #2       | 2.61696     |
| 3 - Weibull(E)                          | 90.83          | Location       | 215.32593   |
|   |                | Scale          | 459.59309   |
|   |                | Shape          | 2.33435     |

31 models are defined with scores between 1.67 and 99.17

---

**Absolute Evaluation of Model 1 - Johnson SB**

Evaluation: Good  
 Suggestion: Additional evaluations using Comparisons Tab might be informative.  
 See Help for more information.

---

**Additional Information about Model 1 - Johnson SB**

"Error" in the model mean  
 relative to the sample mean                      0.20659 = 0.03%

Fonte: dados coletados pelo autor e tratados por meio do programa computacional ExpertFit (2021).

A pontuação relativa dos tempos de processamento de bebidas no bar, também em relação à distribuição Johnson SB foi de 99,17% de conformidade, segundo figura 20. A avaliação dos dados coletados foi considerada boa (Evaluation: Good). Essa distribuição é definida por quatro parâmetros dentro do modelo: ponto inferior, ponto superior, forma 1 e forma 2, equivalendo a 239,17; 1.135,84; 0,35 e 0,97 respectivamente.

Figura 21. Teste de aderência do tipo Qui Quadrado dos dados obtidos de intervalo de tempo entre chegadas de clientes, realizado por meio do software ExpertFit.

Equal-Probable Chi-Square Test

| Equal-Probable Chi-Square Test with Model 1 - Weibull(E) |   |   |        |        |        |        |
|--|---|---|--------|--------|--------|--------|
| Number of intervals                                      | 26  |   |        |        |        |        |
| Expected (model) count                                   | 5   |   |        |        |        |        |
| Test statistic   | 27.2  |   |        |        |        |        |
| Warning:   | The test may not be statistically valid because a method other than maximum likelihood was used to estimate parameters. |   |        |        |        |        |
| Degrees of Freedom                                       | Observed Level of Significance  | Critical Values for Level of Significance (alpha) |        |        |        |        |
|  |   | 0.25  | 0.15   | 0.10   | 0.05   | 0.01   |
| 25   | 0.346   | 29.339  | 32.282 | 34.382 | 37.652 | 44.314 |
|  | Reject?   | No  |        |        |        |        |

Fonte: dados coletados pelo autor e tratados por meio do programa computacional ExpertFit (2021).

Obtidas algumas medidas estatísticas de precisão e dispersão, traçado o histograma e por fim, escolhida a distribuição já conhecida, para ser utilizada como referência, foi, então, feito o teste de aderência qui quadrado, demonstrado na figura 21 para o tempo entre chegadas. A distribuição teórica utilizada no teste de tempos entre chegadas foi a Weibull(E) e a hipótese nula não foi rejeitada, ou seja, foi aceita. A hipótese nula era de aderência ou similaridade estatística entre os dados coletados e a distribuição teórica, para diferentes níveis de significância. O teste confirmou a aderência, nesse caso.

Figura 22. Teste de aderência do tipo Qui Quadrado dos dados obtidos de intervalo de tempo entre pedidos, feitos pelos clientes aos garçons, realizado por meio do software ExpertFit.

Equal-Probable Chi-Square Test

| Equal-Probable Chi-Square Test with Model 1 - Johnson SB |   |   |        |        |        |        |
|--|---|---|--------|--------|--------|--------|
| Number of intervals                                      | 40  |   |        |        |        |        |
| Expected (model) count                                   | 23.25   |   |        |        |        |        |
| Test statistic   | 35.76344  |   |        |        |        |        |
| Warning:   | The test may not be statistically valid because a method other than maximum likelihood was used to estimate parameters. |   |        |        |        |        |
| Degrees of Freedom                                       | Observed Level of Significance  | Critical Values for Level of Significance (alpha) |        |        |        |        |
|  |   | 0.25  | 0.15   | 0.10   | 0.05   | 0.01   |
| 39   | 0.618   | 44.539  | 48.126 | 50.660 | 54.572 | 62.428 |
|  | Reject?   | No  |        |        |        |        |

Fonte: dados do autor e tratados no programa computacional ExpertFit (2021).

O teste de aderência qui quadrado dos dados de tempos entre pedidos utilizou como distribuição teórica a Johnson SB, por ter sido a melhor ranqueada, segundo figura 22. Nesse caso, a hipótese nula, hipótese de que os dados coletados apresentam similaridade estatística com a distribuição teórica escolhida, também não foi rejeitada, ou seja, foi considerada válida pelo teste.

Figura 23. Teste de aderência do tipo Qui Quadrado dos dados obtidos de tempo de processamento de alimentos, realizado por meio do software ExpertFit.

Equal-Probable Chi-Square Test

| Equal-Probable Chi-Square Test with Model 1 - Johnson SB |   |   |        |        |        |        |
|--|---|---|--------|--------|--------|--------|
| Number of intervals                                      | 22  |   |        |        |        |        |
| Expected (model) count                                   | 5.13636   |   |        |        |        |        |
| Test statistic   | 13.74336  |   |        |        |        |        |
| Warning:   | The test may not be statistically valid because a method other than maximum likelihood was used to estimate parameters. |   |        |        |        |        |
| Degrees of Freedom                                       | Observed Level of Significance  | Critical Values for Level of Significance (alpha) |        |        |        |        |
|  |   | 0.25  | 0.15   | 0.10   | 0.05   | 0.01   |
| 21   | 0.880   | 24.935  | 27.662 | 29.615 | 32.671 | 38.932 |
|  | Reject?   | No  |        |        |        |        |

Fonte: dados coletados pelo autor e tratados por meio do programa computacional ExpertFit (2021).

Para a realização do teste de aderência qui quadrado, a distribuição teórica melhor ranqueada foi a Johnson SB e o teste demonstrou que a hipótese nula não foi rejeitada, ou seja, foi aceita, conforme figura 23. A hipótese nula era de aderência ou similaridade estatística entre os dados coletados e a distribuição teórica, para diferentes níveis de significância. O teste confirmou a aderência, nesse caso.

Figura 24. Teste de aderência do tipo Qui Quadrado dos dados obtidos de tempo de processamento de bebidas, realizado por meio do software ExpertFit.

Equal-Probable Chi-Square Test

| Equal-Probable Chi-Square Test with Model 1 - Johnson SB |   |   |        |        |        |        |
|--|---|---|--------|--------|--------|--------|
| Number of intervals                                      | 16  |   |        |        |        |        |
| Expected (model) count                                   | 5.25  |   |        |        |        |        |
| Test statistic   | 18.09524  |   |        |        |        |        |
| Warning:   | The test may not be statistically valid because a method other than maximum likelihood was used to estimate parameters. |   |        |        |        |        |
| Degrees of Freedom                                       | Observed Level of Significance  | Critical Values for Level of Significance (alpha) |        |        |        |        |
|  |   | 0.25  | 0.15   | 0.10   | 0.05   | 0.01   |
| 15   | 0.258   | 18.245  | 20.603 | 22.307 | 24.996 | 30.578 |
|  | Reject?   | No  |        |        |        |        |

Fonte: dados coletados pelo autor e tratados por meio do programa computacional ExpertFit (2021).

Assim como os dados de tempo de processamento de alimentos, os dados de tempo de processamento de bebidas tiveram a distribuição teórica de Johnson SB como a melhor ranqueada e após a realização do teste a hipótese nula não foi rejeitada, ou seja, foi aceita, conforme figura 24. A hipótese nula era de aderência ou similaridade estatística entre os dados coletados e a distribuição teórica, para diferentes níveis de significância. Nesse caso, também foi validada.

### 4.3. SIMULAÇÃO E INDICADORES OPERACIONAIS

A simulação contou com três tipos de entidades, o próprio cliente inserido pela fonte, representada no modelo por uma porta de entrada, os alimentos, entregues a partir da cozinha e as bebidas, entregues a partir do bar. O cliente entrava, esperava na fila, representada no modelo por uma faixa alongada no chão logo a frente da fonte e quando

uma mesa estava livre o primeiro no final da fila ia até a mesa, que foi representada na simulação por um “combiner” ou objeto de montagem.

A montagem foi necessária para unir o cliente aos produtos, representados por pacotes (alimentos e bebidas). Já em posse dos produtos, o cliente fazia a refeição e saía por outra porta, deixando o restaurante e permitindo o registro da saída por parte do sistema, assim como a liberação da mesa, para o próximo da fila. Os garçons eram responsáveis por pegar os pedidos e enviar até a fila correta, assim como entregar nas mesas, a partir da cozinha ou bar.

A partir da coleta e tratamento dos dados, foi possível definir as distribuições de probabilidade do intervalo entre chegadas, intervalo entre pedidos, o tempo de processamento de alimentos na cozinha e de bebidas no bar. Assim como as entidades, objetos como a porta de entrada (fonte), fila (faixa no chão à frente da porta de entrada), mesa (objeto de montagem) e porta de saída são representados em 3 dimensões no modelo, garçons, filas de espera para os pedidos, cozinha e bar também são, com conexões respeitando o fluxograma de atendimento apresentado na metodologia. Tal simulação é ilustrada na figura 25.

- Intervalo entre chegadas de clientes: distribuição Weibull(E) (23,44189; 190,66033; 1,23772);
- Intervalo entre pedidos de alimentos: distribuição de Johnson SB (0.00192; 42.618,29919; 2,79172; 0,64359);
- Tempo de processamento de alimentos: distribuição de Johnson SB (559,10043; 2.499,16077; 0,29071; 1,29075);
- Tempo de processamento de bebidas: distribuição de Johnson SB (239,17266; 1.135,83828; 0,35013; 0,97123);
- Tempo de simulação: um dia funcionamento do bar e restaurante de 8 horas, pois é o tempo de funcionamentos aos domingos.

Figura 25. Ilustração do modelo dentro do sistema de simulação.

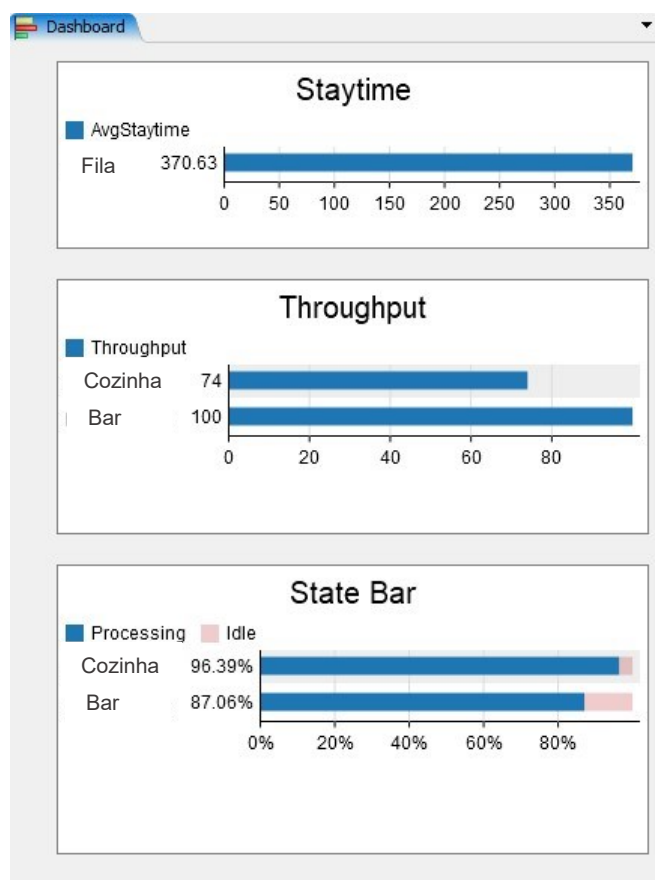


Fonte: modelo de simulação elaborado pelo autor (2021), por meio do software Flexsim versão: 20.2.3.

O modelo foi apresentado para coordenador e supervisor do departamento de Alimentos e Bebidas do clube e ambos se surpreenderam com os detalhes empenhados no modelo, apesar de algumas adaptações, como por exemplo as filas de pedidos anteriores à cozinha e ao bar, ficaram evidentes na simulação como se fossem um estoque físico, porém na realidade é apenas uma fila de pedidos em uma comanda de pedidos fixada na parede, além do “dispatcher”, que é um organizador de operadores visível no modelo, mas que foi utilizado como adaptação ao real. Os resultados, iniciais das primeiras amostras de indicadores também foram reconhecidos por eles como plausíveis.

A partir da rodada de simulação do modelo realizada no software, indicadores e dashboards foram gerados, como demonstrado na figura 26. Alguns deles foram registrados neste trabalho afim de avaliar o desempenho da operação do bar e restaurante. Os índices avaliados foram: tempos médio de espera das unidades familiares na fila, nível de utilização da cozinha e do bar, quantas unidades familiares atendidas e por fim, se é possível aumentar o volume de atendimentos, caso a demanda seja maior.

Figura 26. Primeira rodada de simulações a partir do modelo elaborado no software Flexsim.



Fonte: modelo de simulação elaborado pelo autor (2021), por meio do software Flexsim versão: 20.2.3.

A partir dos gráficos, foi possível avaliar o tempo médio de permanência na fila para entrar no restaurante, ou “AVGStaytime”, correspondente a 370,63 segundos, ou pouco mais de 6 minutos. Também foi apresentado o grau de utilização da cozinha e do bar. Primeiramente foi registrada a preparação e entrega de 74 pedidos de pratos/porções e 100 pedidos de bebidas e depois o percentual do tempo de utilização contra o percentual de tempo ocioso, tanto da cozinha, quanto do bar. Percebeu-se um elevado percentual de tempo de utilização, a cozinha com 96,39% e o bar com 87,06%, o que pode demonstrar uma sobrecarga da demanda sobre a operação mesmo durante a pandemia, apenas do número reduzido de mesas para respeitar o distanciamento social (38).

Ao todo foram 69 unidades familiares atendidas dentro do prazo de simulação de 8 horas, de um total de 122 que procuraram o restaurante. Porém, das 53 unidades familiares restantes, 38 estavam no restaurante no horário do fechamento e 15 estavam na fila. O setor está acostumado a encerrar as atividades com clientes ainda consumindo os produtos requisitados e nesse caso, encerra o fornecimento de novos produtos, mas

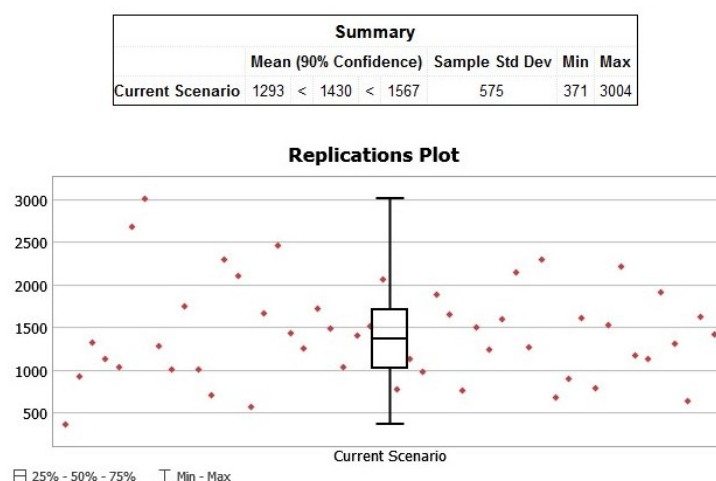


permite com que o cliente termine sua refeição, ou sua bebida. Logo, na prática, o modelo demonstrou o atendimento de 107 unidades familiares, o que foi totalmente plausível com os números apresentados pelo coordenador do restaurante.

O bar e restaurante não conta com nenhum sistema de contagem de clientes, nem “ticket” médio, porém aos finais de semana, dias chave para o estudo, conta com uma recepcionista e foi relatado pelo coordenador que ela anota a quantidade de pessoas, para que eles possam tomar decisões com base no conhecimento desse fluxo. Aos domingos, dias que a operação perdura por 8 horas, como a simulação, o número médio de clientes contido na planilha apresentada foi de 403. Ao dividir 403 pessoas, por 107 unidades familiares apresentadas pela simulação, chegou-se ao número médio de 3,76 pessoas por unidade familiar, o que é perfeitamente aceitável, visto que os decretos do período analisado permitiam apenas 6 pessoas por mesa e segundo relatos da equipe o clube tem uma característica de público familiar.

Entretanto, indicadores obtidos a partir de uma única simulação, podem não ser suficientes, para conclusões claras. Diante disso e do estudo tratar de um sistema terminal, ou seja, tratou-se de um bar e restaurante com horário definido de abertura e fechamento, foi necessário realizar mais replicações. O número de replicações realizadas totalizou 50, a confiança adotada foi de 90% e ferramenta utilizada foi o Experimenter, dentro do próprio Flexsim. As figuras 27; 28; 29; 30 e 31 demonstraram graficamente os resultados das 50 replicações, assim como apresentaram as tabelas de intervalo de confiança.

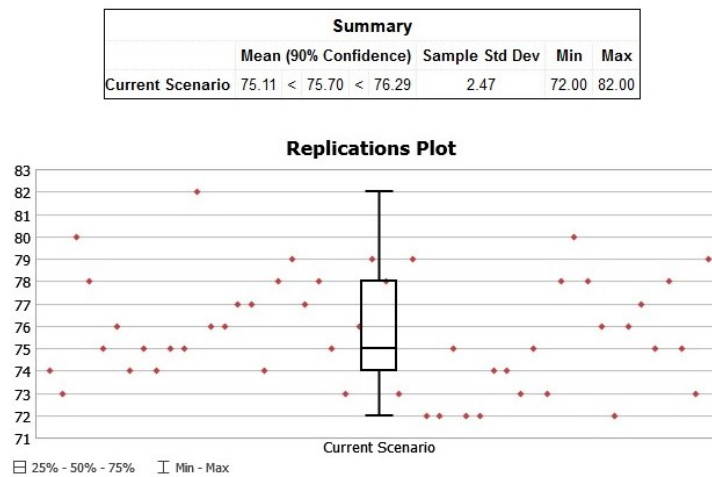
Figura 27. Replicações de medidas de tempo médio na fila de entrada no restaurante.



Fonte: simulação elaborada pelo autor (2021), por meio do programa Experimenter, dentro do Flexsim versão: 20.2.3.

A figura 27 apresentou as 50 replicações de tempo médio de permanência dos clientes na fila de entrada do restaurante, assim como o “candle” contendo a média e o erro amostral representado pelas hastes da ilustração. Constatou-se, para uma confiança de 90%, um intervalo de confiança, entre 1293 e 1567 segundos, em torno de uma média de 1430 Tempo máximo de 3004 e mínimo de 371 segundos.

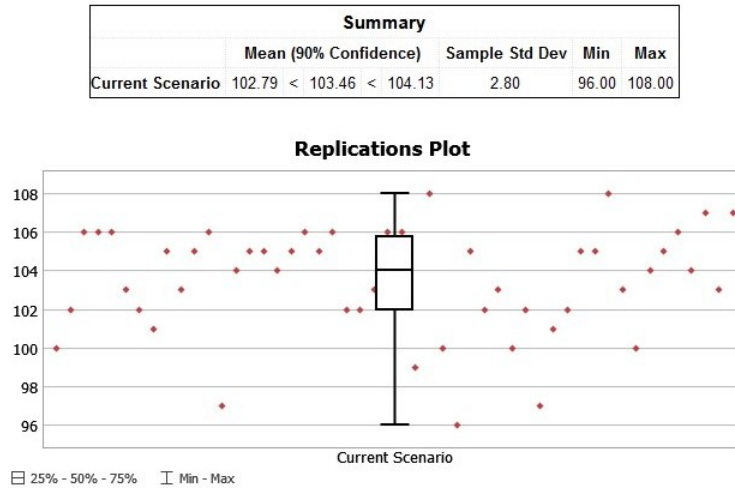
Figura 28. Replicações de medidas de quantidade de preparações na cozinha.



Fonte: simulação elaborada pelo autor (2021), por meio do programa Experimenter, dentro do Flexsim versão: 20.2.3.

A figura 28 apresentou as 50 replicações da quantidade de entregas da cozinha, assim como o “candle” contendo a média e o erro amostral representado pelas hastes da ilustração. Constatou-se, para uma confiança de 90%, um intervalo de confiança, entre 75,11 e 76,29 pratos, em torno de uma média de 75,70. Quantidade máxima de 82 e mínimo de 72 pratos.

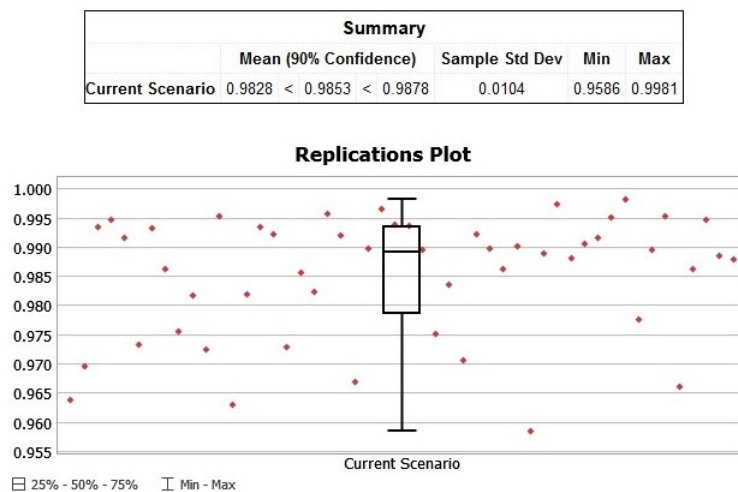
Figura 29. Replicações de medidas de quantidade de preparações no bar.



Fonte: simulação elaborada pelo autor (2021), por meio do programa Experimenter, dentro do Flexsim versão: 20.2.3.

A figura 29 apresentou as 50 replicações da quantidade de entregas do bar, assim como o “candle” contendo a média e o erro amostral representado pelas hastes da ilustração. Constatou-se, para uma confiança de 90%, um intervalo de confiança, entre 102,79 e 104,13 bebidas, em torno de uma média de 103,46. Quantidade máxima de 108 e mínimo de 96 bebidas.

Figura 30. Replicações de medidas de percentual de utilização da cozinha.

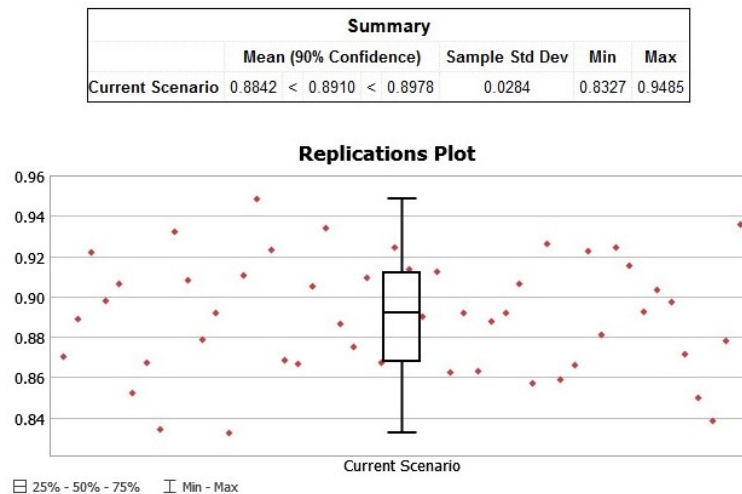


Fonte: simulação elaborada pelo autor (2021), por meio do programa Experimenter, dentro do Flexsim versão: 20.2.3.

A figura 30 apresentou as 50 replicações da utilização percentual da cozinha, assim como o “candle” contendo a média e o erro amostral representado pelas hastes da

ilustração. Constatou-se, para uma confiança de 90%, um intervalo de confiança, entre 98,28% e 98,78%, em torno de uma média de 98,53% de utilização. Taxa máxima de 99,81% e mínima de 95,86%.

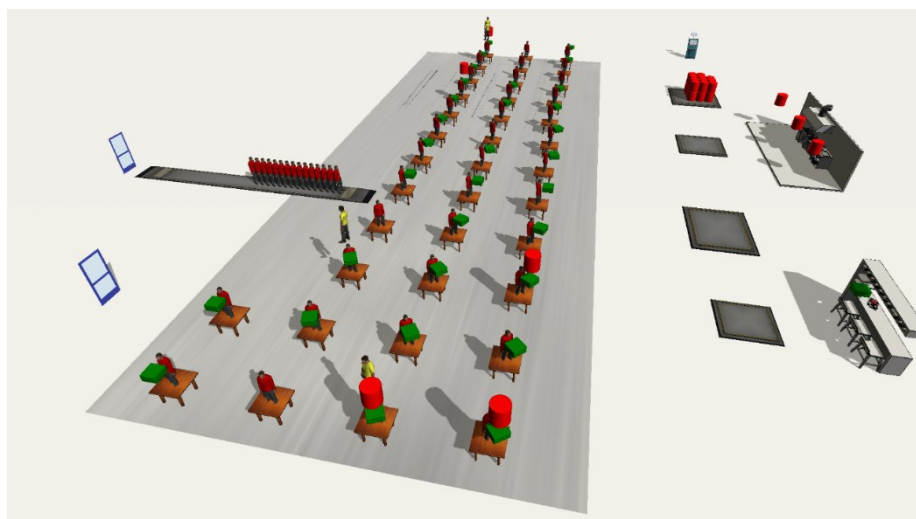
Figura 31. Replicações de medidas de percentual de utilização do bar.



Fonte: simulação elaborada pelo autor (2021), por meio do programa Experimenter, dentro do Flexsim versão: 20.2.3.

A figura 31 apresenta as 50 replicações da utilização percentual da cozinha, assim como o “candle” contendo a média e o erro amostral representado pelas hastes da ilustração. Constatou-se, para uma confiança de 90%, um intervalo de confiança, entre 88,42% e 89,78%, em torno de uma média de 89,10% de utilização. Taxa máxima de 94,85% e mínima de 83,27%. Pode-se ver a simulação em andamento na figura 32, com pacotes verdes representando as bebidas, a partir do bar e os pacotes vermelhos os alimentos sendo preparados na cozinha.

Figura 32. Ilustração da simulação em andamento.



Fonte: modelo de simulação elaborado pelo autor (2021), por meio do software Flexsim versão: 20.2.3.

A simulação realizada (figura 32) assim como os números, especialmente percentual de utilização demonstraram uma operação próxima do seu limite mesmo durante um período de menor demanda e restrições de horários de funcionamento, como foi o período de pandemia. A necessidade de distanciamento mínimo de 2 metros entre as mesas, obrigou a redução da quantidade de mesas pela metade, contando com apenas 38, frente ao período de normalidade que contava com algo em torno de 80 mesas.

Com o retorno dos horários de funcionamento normais e a exigência de distanciamento ainda vigente, o bar e restaurante pode passar por dificuldades de sobrecarga operacional e conviver com nível de filas muito grande. Uma média em torno de 6 minutos esperando na fila, não é alto, pelo contrário, é uma média perfeitamente aceitável, porém o período de pandemia afeitou a demanda do setor como um todo. O ideal para a operação seria o fim das exigências por distanciamento dentro do restaurante, para aumentar o número de mesas proporcionalmente ao aumento da demanda, porém não há nenhuma previsão de redução das exigências de distanciamento.

## 5. CONCLUSÃO

O estudo procurou determinar a capacidade operacional de atendimento ao cliente de um bar e restaurante localizado dentro de um clube na cidade de Uberlândia – MG, durante o período de pandemia de COVID-19 e projetar a sua capacidade em suportar uma elevação da demanda no período seguinte ao fim da pandemia. Os resultados atestaram a capacidade operacional em atender os consumidores nos períodos de maior flexibilização das restrições ao longo da crise sanitária, porém para atender uma demanda superior seria necessário ajustes, como aumento do número de mesas e conseqüentemente aumento da equipe de garçons, assim como avaliações na cozinha, para aumentar a capacidade de processamento.

Quando foram comparados os dados inicialmente coletados, antes mesmo da execução da simulação, como média de tempo de processamento de alimentos (1434,18 segundos, ou aproximadamente 23,9 minutos) e tempo de processamento de bebidas (621,94 segundos, ou aproximadamente 10,4 minutos) com a média de tempo entre chegadas de clientes no restaurante de 201,63 segundos (aproximadamente 3,36 minutos), percebeu-se que a taxa de chegada foi intensa aos finais de semana e apesar da pandemia e as elevadas variâncias observadas para os mesmos dados, 109.893,88; 35.409,41 e 20.144,45 respectivamente, demonstraram a importância de um funcionamento harmônico entre as diversas etapas da operação, porque caso ocorra um “pico” de chegada de clientes e elevado número de pedidos, associados com momentos de processamento mais lentos na cozinha e balcão, o restaurante poderia enfrentar dificuldades de atendimento. A simulação confirmou essa preocupação inicial.

Esse layout montado para uma operação como restaurante à la carte foi assumido definitivamente pelo bar e restaurante a partir de uma diretriz da diretoria do clube e houve receio por parte da equipe do setor, segundo relatou o chefe de cozinha, a respeito da capacidade em atender uma demanda. Entretanto, houve também relatos de que o tempo de processamento de alimentos na cozinha reduziu após a mudança de layout. Coordenador e chefe de cozinha relataram que focar em uma única atividade, no caso, a preparação e montagem de pratos e porções, é mais ágil quando comparado com a oferta simultânea de à la carte e self-service, o que muitas vezes obrigava as equipes a parar uma coisa para atender a outra.

O receio das equipes não se confirmou e o novo layout, assim como a nova estrutura de atendimento à la carte, deram conta do funcionamento do bar e restaurante, foram responsáveis por uma otimização operacional em uma das partes mais

sobrecarregadas, que é a cozinha e ainda houve um feedback positivo, por parte da direção, conforme as equipes relataram, de que a disposição das mesas feita em linha ficou muito boa e organizada e que após a pandemia deve ser apenas reduzido o espaçamento entre mesas, mas com o mesmo layout. Anteriormente, cada garçom montava as mesas da sua área de atuação e não havia uma padronização ou alinhamento.

Portanto, o atual arranjo físico posicional foi aprovado pela direção e pela simulação realizada neste estudo, para o período específico da pandemia, objeto de estudo desta pesquisa. Para um momento posterior de normalização das atividades e da demanda o atual layout não permite, por exemplo, dobrar o número de mesas, como era anteriormente à pandemia e o aumento no número de mesas também exigirá um aumento na equipe de garçons. Simplesmente aumentar a capacidade de receber o cliente, sem aumentar a capacidade de atendê-lo não trará resultados positivos, então a cozinha também deveria ser alvo de avaliações no sentido de identificação de gargalos e aumento da capacidade operacional.

Por fim, este estudo demonstrou a importância da aplicação de sistemas computacionais, para elaboração e simulação de modelos baseados em operações reais. A escolha e otimização de layouts, inclusão ou exclusão de etapas da operação podem influenciar na produtividade, nível de serviço, atendimento e até mesmo definição do modelo de negócio, porque um restaurante self-service é completamente de outro com atendimento à la carte. Nesse sentido, este trabalho sugere a realização de outras pesquisas dentro do tema, tanto em mais estabelecimentos do ramo alimentício, como em diversos outros.

Outras sugestões deixadas por este trabalho são, o estudo dos custos operacionais envolvidos no bar e restaurante objeto desta pesquisa, além da análise do desempenho e viabilidade econômica. Ainda nesse bar e restaurante, a aplicação de um modelo de simulação apenas dentro da cozinha, pois é uma operação complexa envolvendo produção/transformação, preparação e montagem de pratos e porções. Também para esse mesmo objeto, uma pesquisa de satisfação dos clientes, para avaliar como o nível de serviço operacional está sendo traduzido em qualidade no atendimento ao consumidor.

## 6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, J. F. DE FREITAS. **Simulação por eventos discretos – teoria e prática**. Bambuí – MG: Apostila DEC - Instituto Federal de Minas Gerais, 2016. 55 p. Disponível em <http://cursos.unipampa.edu.br/cursos/engenhariadeproducao/files/2016/08/apostila-sim-simulacao-por-eventos-discretos.pdf>>. Acesso em 9 mai. 2021.

ANDRADE, DARLY FERNANDO. **Gestão de Serviços: Artigos Brasileiros volume 2**. Belo Horizonte - MG: Poisson, 2017. 251 p.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE BARES E RESTAURANTES. **Mais da metade dos bares e restaurantes opera no prejuízo, diz pesquisa da Abrasel**. nov. 2020. Disponível em [https://abrase.com.br/noticias/noticias/mais-da-metade-dos-bares-e-restaurantes-opera-no-prejuizo-diz-pesquisa-da-abrase/?\\_ga=2.213183060.1326941732.1607909205-292416166.1607775376](https://abrase.com.br/noticias/noticias/mais-da-metade-dos-bares-e-restaurantes-opera-no-prejuizo-diz-pesquisa-da-abrase/?_ga=2.213183060.1326941732.1607909205-292416166.1607775376)>. Acesso em 11 dez. 2020.

ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE RESTAURANTES. **Boletim Informativo**. ed. 580 – ano 12. São Paulo: Linhas, nov. 2020. Disponível em [https://anrbrasil.org.br/wp-content/uploads/2020/11/news\\_580.pdf](https://anrbrasil.org.br/wp-content/uploads/2020/11/news_580.pdf)>. Acesso em 11 dez. 2020.

ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE RESTAURANTES. **Revista ANR: Raio-x do setor**. ano 01, ed 00. São Paulo: Linhas, jan/fev/mar 2020. 42 p.

AVELINO, D. R. Controle Interno e Estoques: **Um Estudo em Restaurante “selfservice e À La Carte na Cidade e João Pessoa-PB**. 2017. 51 f. Monografia (Bacharel em Ciências Contábeis) – Universidade Federal da Paraíba. João Pessoa, 2017.

BERTALANFFY, L. V. **Teoria Geral dos Sistemas**. Petrópolis – RJ: Vozes, 2010. 358 p.

BEZERRA, I. N. et al. Consumo de alimentos fora do domicílio no Brasil. **Revista Saúde Pública**, v. 47, n. 1, p. 201-211, fev. 2013.

BOSCHERT, S.; HEINRICH, C.; ROSEN, R. Next Generation Digital Twin. In: Tools and Methods of Competitive Engineering – TMCE, 12., 2018, Las Palmas de Gran Canaria, Spain. **Anais...** Las Palmas de Gran Canaria, Spain, 2018. p. 209-218.

BRASIL. Diário Oficial da União. **Portaria Nº 188, de 3 de Fevereiro de 2020**. ed. 24-A. Brasília, p. 1, fev. 2020. Disponível em <https://www.in.gov.br/en/web/dou/-/portaria-n-188-de-3-de-fevereiro-de-2020-241408388> >. Acesso em 11 dez. 2020.

CHWIF, L.; MEDINA, A. C. **Modelagem e Simulação de Eventos Discretos: Teoria e Aplicações**. 3. ed. São Paulo: Edição do autor, 2010. p. 259.

CORRÊA, H. L.; CAON, M. **Gestão de Serviços: lucratividade por meio de operações e de satisfação dos clientes**. São Paulo: Atlas, 2002. 479 p.

CYRINO, A. B.; DORNAS, G. C. V. Intensidade competitiva, performance financeira e sustentabilidade: uma análise longitudinal do desempenho econômico-



financeiro das 500 maiores e melhores empresas do Brasil no período 1990-1999. **Fundação Dom Cabral, Caderno de Idéias – CIO223**, dez. 2002.

DA SILVA et al. A modularização e a indústria 4.0. In: SIGEPRO Simpósio Gaúcho de Engenharia de Produção, 2., 2017. Novo Hamburgo – RS. **Anais...** Novo Hamburgo: ago. 2017. p. 1-18.

DA SILVA et al. Compreendendo os itens de maior rotatividade de uma mpe do setor gastronômico através da curva ABC: estudo de caso no restaurante Ponto Certo em Caicó/RN. **Revista Livre de Sustentabilidade e Empreendedorismo**. Curitiba-PR, v. 3, n. 2, p. 97-135, mar-abr, 2018.

DECKER JUNIOR et al. Comparação dos projetos fatoriais completo e fracionado em um modelo de simulação de eventos discretos em um sistema de manufatura para os leiautes celular e celular virtual. **Revista GEPROS: Gestão da Produção, Operações e Sistemas**, Bauru – SP, v. 15, n. 2, p. 23-57, ago. 2019.

DOS SANTOS, M. et al. Análise da Capacidade de Atendimento por meio da Simulação de Eventos Discretos: Melhorando a Qualidade em Serviços. In: Simpósio de Engenharia de Produção, 23., 2016, Bauru – Sp. **Anais...** Bauru: SIMPEP, 2016. P. 1-14.

DORNAS, G. C. V.; XAVIER, W. G.; PARENTE, R. The Effect of Strategy Elements and Learning Networks to Performance of Global Firms. In: Conference: 2017 AIB US Southeast Annual Conference, 2017, Washington, D. C. USA, **Anais...** Washington, D. C. USA: AIBSE. out 2017. 53 p.

EQUIPE TOTVS. O Impacto da Tecnologia Digital Twin. **Blog TOTVS, Inovações**, dez. 2019. Disponível em: <<https://www.totvs.com/blog/inovacoes/digital-twin/>>. Acesso em: 07 dez. 2020.

FALCÃO, V.; ZIMMERMANN, N. B.; CORREIA, A. R. Análise de Nível de Serviço em Componentes de Desembarque de Terminais de Passageiros Aeroportuários: Estudo de Caso no Aeroporto Internacional de Campinas/Viracopos. In: Congresso Nacional de Pesquisa e Ensino em Transportes – ANPET, 15., 2011, Belo Horizonte. **Anais...** Belo Horizonte: Unicast, 2011.

FLEXSIM SOFTWARE PRODUCTS. Versão 20.2.3 (64-bit): FlexSim Software Products. Disponível em: <<https://www.flexsim.com/pt/alunos/>>. Acesso em: dez. 2020.

GHOBRIL, A. N.; BENEDETTI, M. H.; FRAGOSO, N. D. Práticas Inovadoras no Setor de Bares, Restaurante e Lanchonetes. In: Encontro de Estudos em Empreendedorismo e Gestão de Pequenas Empresas - EGEPE, 8., 2014, Goiânia – GO. **Anais...** Goiânia – GO: REGEPE, 2014. p. 1-15.

GIL, A. C. **Como Elaborar Projetos de Pesquisa**. 4 ed. São Paulo: Atlas, 2002. 175 p.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. **Divisão Regional do Brasil em Mesorregiões e Microrregiões geográficas**. Rio de Janeiro, v. 1, 135 p. 1990.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. **Estabelecimentos de Saúde SUS:** IBGE, Assistência Médica Sanitária 2009. Disponível em <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/mg/uberlandia/panorama>>. Acesso em 06 mar. 2021.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. **Hierarquia urbana:** IBGE. Regiões de Influência das Cidades 2018. Rio de Janeiro: IBGE, 2020. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/redes-e-fluxos-geograficos/15798-regioes-de-influencia-das-cidades.html?=&t=acesso-ao-produto>> Acesso em: 06 mar. 2021.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. **Mesorregião:** IBGE, Divisão Territorial Brasileira - DTB 2020. Disponível em <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/mg/uberlandia/panorama>>. Acesso em 06 mar. 2021.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. **População estimada:** IBGE, Diretoria de Pesquisas, Coordenação de População e Indicadores Sociais, Estimativas da população residente com data de referência 01 de julho de 2020. Disponível em <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/mg/uberlandia/panorama>>. Acesso em 06 mar. 2021.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. **Regiões Geográficas.** Divisão Regional do Brasil. 2017. Disponível em <<https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/divisao-regional/15778-divisoes-regionais-do-brasil.html?=&t=o-que-e>>. Acesso em 06 mar. 2021.

KAPLAN, R. S. Measuring Manufacturing Performance: a new challenge for managerial accounting research. **The Accounting Review**, v.58, n. 4, p. 686 – 705, oct. 1983.

KHILWANI et al. A methodology to design virtual cellular manufacturing systems. **Journal of Intelligent Manufacturing**. Switzerland, v. 22, n. 4, p. 533-544, aug. 2009.

LIMA, S. C.; FONSECA, E. DA SILVA; SANTOS, F. DE OLIVEIRA. Situação epidemiológica e difusão da COVID-19 pela rede urbana em Minas Gerais, Brasil. **Revista Brasileira de Geografia Médica e da Saúde – Hygeia**, Uberlândia, ed. Especial: COVID-19, p. 243-250, jun. 2020.

MARTINS, R. A.; COSTA NETO, P, L, O. Indicadores de Desempenho para a Gestão pela Qualidade Total: uma Proposta de Sistematização. **Gestão e Produção**, v. 5, n. 3, p. 298-311, dez. 1998.

MINISTÉRIO DA SAÚDE. Coronavírus COVID-19. **Sobre a doença: o que é COVID-19.** Disponível em <<https://coronavirus.saude.gov.br/sobre-a-doenca#o-que-e-covid>>. Acesso em 06 mar 2021.

ORGANIZAÇÃO PARA A COOPERAÇÃO E DESENVOLVIMENTO ECONÔMICO – OCDE. **Manual de Frascati: Proposta de Práticas Exemplares para Inquéritos sobre Investigação e Desenvolvimento Experimental.** F: Iniciativas. ed. Coimbra, Portugal: G. C. Gráfica de Coimbra LDA, 2002. 333 p.

PACE, E. S. U.; BASSO, L. F. C.; DA SILVA, M. A. Indicadores de Desempenho como Direcionadores de Valor. **Revista de Administração Contemporânea - RAC**, v. 7, n. 1, jan/mar. 2003.

PESQUISA DE ORÇAMENTOS FAMILIARES – IBGE. **Perfil das Despesas no Brasil: indicadores selecionados 2017-2018**. Rio de Janeiro: IBGE, 2020.115 p.

PREFEITURA DE UBERLÂNDIA. **Decreto N° 18.523, de 27 de fevereiro de 2020**. Uberlândia, fev 2020. Disponível em <<https://www.uberlandia.mg.gov.br/coronavirus/decretos-e-documentos/>>. Acesso em 14 dez. 2020.

PREFEITURA DE UBERLÂNDIA. **Decreto N° 18.553, de 27 de março de 2020**. Uberlândia, fev 2020. Disponível em <<https://www.uberlandia.mg.gov.br/coronavirus/decretos-e-documentos/>>. Acesso em 14 dez. 2020.

PREFEITURA DE UBERLÂNDIA. **Decreto N° 18.592, de 20 de abril de 2020**. Uberlândia, fev 2020. Disponível em <<https://www.uberlandia.mg.gov.br/coronavirus/decretos-e-documentos/>>. Acesso em 14 dez. 2020.

PREFEITURA DE UBERLÂNDIA. Vigilância Epidemiológica. **Boletim Informativo Municipal**. Uberlândia, dez. 2020. Disponível em <<https://www.uberlandia.mg.gov.br/coronavirus/boletim-municipal-informe-epidemiologico/>>. Acesso em 14 dez. 2020.

PREFEITURA DE UBERLÂNDIA. Comitê Municipal de Enfrentamento ao Covid-19. **Deliberação N° 015, de 7 de agosto de 2020**, Uberlândia, 7 ago. 2020.

PREFEITURA DE UBERLÂNDIA. Comitê Municipal de Enfrentamento ao Covid-19. **Deliberação N° 020, de 7 de outubro de 2020**, Uberlândia, 7 out. 2020.

SAKURADA, N.; MIYAKE, D. I. Aplicação de simuladores de eventos discretos no processo de modelagem de sistemas de operações de serviços. **Gest. Prod.** São Carlos, v. 16, n. 1, p. 25-43, jan/mar. 2009.

SAKURADA, N.; MIYAKE, D. I. Estudo comparativo de softwares de simulação de eventos discretos aplicados na modelagem de um exemplo de Loja de Serviços In: Encontro Nacional de Eng. de Produção - ENEGEP, 23., out. 2003, Ouro Preto – MG. **Anais...** Ouro Preto – MG: ABEPRO, out. 2003. p. 1-8.

SAMPAIO, N. A. S.; ASSUMPÇÃO, A. R. P.; FONSECA, B. B. **Estatística Descritiva**. Belo Horizonte: Editora Poisson, 2018. 70 p.

SCHUELER, PAULO. **Instituto Oswaldo Cruz-FIOCRUZ: Notícias e Artigos**. out. 2020. Disponível em <<https://www.bio.fiocruz.br/index.php/br/noticias/1763-o-que-e-uma-pandemia>>. Acesso em 06 mar 2021.

SLACK, NIGEL; CHAMBERS, STUART; JOHNSTON, ROBERT. **Administração da Produção**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2009.

SUPREMO TRIBUNAL FEDERAL. **Medida Cautelar na Ação Direta de Inconstitucionalidade 6.341 Distrito Federal**. Brasília, 24 mar. 2020. Disponível em <<http://portal.stf.jus.br/processos/detalhe.asp?incidente=5880765>>. Acesso em 11 dez. 2020.

VENTURA, M. O Estudo de Caso como Modalidade de Pesquisa. **Rev. SOCERJ**, Rio de Janeiro, v. 20, n. 5, p. 383-386, set/out. 2007.

VILLEGAS, C. **Apostila para cursos de Estatística**. 1. ed. Piracicaba – SP: Esalq – USP, 2014. Disponível em <[https://www.esalq.usp.br/departamentos/lce/arquivos/aulas/2014/LCE0204/Estatistica\\_LCE.pdf](https://www.esalq.usp.br/departamentos/lce/arquivos/aulas/2014/LCE0204/Estatistica_LCE.pdf)>. Acesso em 28 abr. 2021.