



08, 09, 10 e 11 de novembro de 2022  
ISSN 2177-3866

## **CAPACIDADE DE ATENDIMENTO DE UM BAR E RESTAURANTE FRENTE AS MUDANÇAS DA PANDEMIA DE COVID-19: UMA ANÁLISE POR MEIO DE SIMULAÇÃO DE EVENTOS DISCRETOS**

**ULISSES NUNES ASSIS**

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA (UFU)

**JEAN CARLOS DOMINGOS**

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA (UFU)

**CRISTIANO HENRIQUE ANTONELLI DA VEIGA**

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA (UFU)

# CAPACIDADE DE ATENDIMENTO DE UM BAR E RESTAURANTE FRENTE AS MUDANÇAS DA PANDEMIA DE COVID-19: UMA ANÁLISE POR MEIO DE SIMULAÇÃO DE EVENTOS DISCRETOS

## 1. INTRODUÇÃO

O setor de bares e restaurantes, apesar de tradicional, tem sofrido mudanças profundas no intuito de melhorar o atendimento aos clientes e na fase da Pandemia do Covid-19 foi mais desafiador ainda. Conforme Ghobril, Benedetti e Fragoso (2014), a competição cada vez mais acirrada orienta os gestores para serviços que ofereçam uma experiência completa ao consumidor.

Bares e restaurantes são avaliados por seus clientes tanto pela oferta de produtos materiais, quanto imateriais. 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, esta 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.

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. Se para atender a essas padronizações em épocas de normalidade sanitária já é desafiador, o fato de gerir esse tipo de estabelecimento comercial em um momento de pandemia foi ainda maior.

De acordo com Moutinho (2020) diante do quadro grave de disseminação do vírus causador da COVID-19 ao longo dos anos 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. Neste 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, este 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), em pesquisa publicada em novembro (2020), 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).

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. Níveis de serviços 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 como acessibilidade, tempo e qualidade de atendimento e de entrega, consistência, flexibilidade, segurança, custos, entre outros, podem ser considerados para avaliar a performance de serviços.

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. Simulação de eventos discretos**

Uma simulação é uma ferramenta aplicada em processos inovadores, ou seja, que ainda não apresentam precedentes ou histórico de dados. Segundo Sakurada e Miyake (2009), ela também pode apoiar a 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 a análise da mesma, 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. De Almeida et al (2021) enfatiza que a simulação computacional possibilita analisar o desempenho de processos ou operações com a combinações de modelos e visualização de dados de forma tridimensional, permitindo uma visão clara das atividades e estimativas de um processo por meio da modelagem computacional.

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 Da Silva et al. (2017), este fenômeno começou na Alemanha por meio de políticas públicas de incentivo ao mercado de alta tecnologia. Ainda de acordo com Da Silva et al. (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. O avanço tecnológico ampliou a capacidade computacional e o desenvolvimento de técnicas visuais aperfeiçoadas que possibilitam obter modelos com excelentes níveis de confiança, refletindo com consistência a realidade em toda sua complexidade, o que tem contribuído para a evolução da simulação computacional e possibilitando simular sistemas cada vez mais complexos em diferentes áreas da ciência e da tecnologia (ROBINSON, 2014; BRITO; BOTTER, 2014).

### **3. METODOLOGIA**

Segundo Frascati (2002), este estudo pode ser caracterizado de 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. 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 da empresa.

Esta pesquisa foi classificada quanto a seus objetivos como descritiva, conforme Antônio Carlos 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 a versão educacional do programa de simulação de eventos discretos FlexSim Update 2 (2020), um “Digital Twin” de simulação 3D (três dimensões) 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 da pesquisa**

A pesquisa foi realizada em um clube na cidade de Uberlândia – MG, que segundo o seu próprio site (2019), contava com mais de 46 mil associados, o bar e restaurante pesquisado é um dos pontos de vendas submetido ao Departamento de Alimentos e Bebidas. Este departamento emprega, como um todo, 61 funcionários, sendo um gerente, um coordenador operacional, um supervisor administrativo, uma nutricionista

(responsável técnica), três líderes de equipe, um maitre, um líder de cozinha, um sub líder de cozinha, além dos funcionários de cunho operacional. Os cargos de repositores de estoque (3 pessoas) também são compartilhados, assim como um dos líderes de equipe. Os demais são específicos e focados. Este estudo vai incluir em sua simulação, de forma gráfica, apenas os 7 garçons, porque a cozinha e o balcão serão retratados apenas em relação ao tempo de processamento (recebimento de pedidos e envio de alimentos e bebidas), assim como os cumins, responsáveis pela limpeza das mesas, serão retratados como tempo até a liberação da mesa.

Apenas neste ponto de vendas estudado há dois líderes de equipe, um maitre, 6 cozinheiros, 5 auxiliares de cozinha, 7 garçons, 3 assistentes (cumim), 3 balconistas e 5 caixas. Isto é, são 28 pessoas que trabalham exclusivamente neste ponto de vendas e 7 pessoas que trabalham nele de forma compartilhada com outros 2 pontos de vendas. Ao todo o clube conta com 13 pontos de vendas de alimentação e bebidas em uma área construída de 301 mil metros quadrados, segundo site do próprio clube (2021). Então, dois organogramas são necessários para entender toda a hierarquia relacionada com o trabalho, o organograma do clube e o do Departamento de Alimentos e Bebidas.

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 pedido era impresso no balcão, no caso de pedidos de bebidas, ou na cozinha, no caso de pedidos de alimentos. Isto permitia com 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.

### **3.2. Coleta e análise dos 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 devidos as restrições impostas pela Covid-19.

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. Logo nas primeiras coletas, observou-se uma demanda muito superior nos finais de semana, em relação aos dias de meio de semana. 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.

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.

Nesta 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. Este teste avaliou se a hipótese nula era rejeitada ou não, sendo esta 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, há diversos tempos e movimentos a serem levados em consideração na montagem de uma simulação. Segundo Figueiredo e Rocha (2010), citado por Darly Fernando 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 cumim 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. Isto 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.

Neste 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.

## **4. RESULTADOS E DISCUSSÕES**

### **4.1. Análise dos dados coletados**

Primeiramente, foi avaliada a possível existência de outliers, utilizando uma planilha eletrônica 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. Isto 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.

Os garçons utilizam aparelhos celulares com a versão “mobile” do software de vendas para registrar os pedidos dos clientes. Isto 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 nesta 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. Percebeu-se a presença visual de dois casos, então, foi realizada uma comparação, por meio de tabela e a conclusão foi retirar estes dois outliers, pois houve alteração na média e na variância da amostra.

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. Estes 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 alcólicas industrializadas, bebidas não alcólicas industrializadas, coquetéis e sucos naturais preparados na hora. Neste caso, o cardápio atual contém ao

todo 158 itens, obtida analisando o cardápio em maio de 2021. Portanto, houveram pelo menos duas categorias de produtos: alimentos e bebidas.

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.

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

## **4.2. Teste de aderência para os 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, posteriormente o tempo entre pedidos e por fim o tempo de processamento, neste caso separando tempo de processamento de alimentos e de bebidas.

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.

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 deste 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.

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 este 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. Isto 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.

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 o alimento era entregue no balcão, era possível recolher a nota da impressora com este horário e tomar nota do horário naquele momento.

Desta 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.

A lista de intervalos de tempo entre chegadas de clientes teve sua distribuição de frequências dividida em 28 classes pelo sistema ExpertFit e apresentada graficamente no formato de histograma, demonstrando uma muito grande com a distribuição Weibull(E), porém a similaridade precisou ser confirmada por um teste do tipo qui quadrado.

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 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.

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, 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.

A lista de tempo de processamento de alimentos na cozinha teve sua distribuição de frequências dividida em 27 classes pelo sistema ExpertFit 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.

Anteriormente ao teste de aderência, o software ExpertFit calcula o percentual de similaridade entre algumas distribuições de probabilidade conhecidas e os dados coletados. Este 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. Esta 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).

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. Esta 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.

A pontuação relativa dos tempos de processamento de alimentos na cozinha em relação à distribuição Johnson SB foi de 99,17% de conformidade. A avaliação dos dados coletados foi considerada boa (Evaluation: Good). Esta 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.

A pontuação relativa dos tempos de processamento de bebidas no bar, também em relação à distribuição Johnson SB foi de 99,17% de conformidade. A avaliação dos dados coletados foi considerada boa (Evaluation: Good). Esta 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.

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 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, neste caso.

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. Neste 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.

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. 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, neste caso.

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. A hipótese nula era de aderência ou similaridade estatística entre os dados coletados e a distribuição teórica, para diferentes níveis de significância. Neste caso, também foi validada.

### **4.3. Simulação e indicadores operacionais**

A simulação contou com 3 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.

- 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.

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. 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.

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, os processadores 30 e 31, respectivamente. 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 demonstra uma pressão grande 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 neste 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

receptionista 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.

Foram feitas 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.

Nas 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.

Nas 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.

No que trata das 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%.

Para 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%.

A simulação realizada 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 restrições de horários, e o aumento de público alinhados com o fim das exigências por distanciamento entre mesas, mas não há nenhuma garantia disso.

## 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 seriam necessários ajustes, como aumento do número de mesas e consequentemente 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 esta preocupação inicial.

Este 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. Neste 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 neste bar e restaurante, a aplicação de um modelo de simulação apenas dentro da cozinha, pois se trata de uma operação complexa envolvendo produção/transformação, preparação e montagem de pratos e porções. Também para este 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 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.
- 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.

DE ALMEIDA, G. F. et al. Uso da simulação computacional para ensino e aprendizagem nos cursos de saúde. *Research, Society and Development*, v. 10, n. 15, p., 2021.

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. **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.

PRAIA CLUBE. **Há 85 anos, o cartão de visitas de Uberlândia**. Disponível em <<https://praiaclube.org.br/institucional/historia/>>. Acesso em 23 jan. 2021.

ROBINSON, S. **Simulation: The Practice of Model Development and Use** (2º ed.). Palgrave Macmillan, 2014. <http://doi.org/10.1057/palgrave.jos.4250031>.

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.; ASSUMPCÃO, 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.