|  |  |
| --- | --- |
| CURSO DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO – TCC | |
| (X) PRÉ-PROJETO  (  ) PROJETO | ANO/SEMESTRE: 2024/1 |

Modelagem baseada em agentes para a simulação de demandas de produtos alimentícios

Francisco José Teodoro da Luz

Prof. Aurélio Faustino Hoppe – Orientador

# introdução

Nos últimos anos, observou-se um aumento no consumo médio per capita de alimentos. Em 2022, a quantidade de comida consumida chegou em 2.960 kcal diárias por pessoa, tendo um acréscimo de 9% quando comparado a 2002 (ORGANIZAÇÃO DE ALIMENTO E AGRICULTURA, 2022). Ainda segundo a organização, este incremento na porção diária tem aspectos negativos em toda a rede de abastecimento, resultando em uma possível insegurança alimentar.

Para Ravandi e Jovanovic (2019), tal insegurança provém dos comportamentos de aquisição e do desperdício de comida. Por outro lado, Stöckli, Niklaus e Dorn (2018), ressaltam que o desperdício de alimentos é um desafio global que afeta não apenas a segurança alimentar, mas também a sustentabilidade ambiental. A quantidade significativa de alimentos desperdiçados diariamente destaca a necessidade urgente de estratégias eficazes de gerenciamento. Tradicionalmente, segundo os autores, a abordagem para lidar com o desperdício alimentar tem sido reativa, focando principalmente na redistribuição de alimentos excedentes ou na implementação de políticas de descarte.

A Organização de Alimento e Agricultura (2022) também ressalta que embora seja uma temática crucial para entender os padrões de consumo e as preferências alimentares, a dinâmica da demanda por produtos alimentícios em ambientes domésticos e comerciais permanece pouco explorada. Stöckli, Niklaus e Dorn (2018) destacam que a identificação de padrões de comportamento e mudanças de processos podem auxiliar a medir os efeitos a curto e longo prazo na redução do desperdício de comida. Dessa forma, entender melhor os fatores que levam os consumidores – seja para suas residências ou para seus comércios – a ir ao mercado adquirir mais comida, pode ajudar a reduzir o desperdício. Já Ellison, Fan e Wilson (2022) apontam duas formas de mitigar o desperdício: (i) implementar alterações nos ambientes dos estabelecimentos em que os consumidores compram os seus alimentos; e (ii) alterar o gerenciamento de alimentos no ambiente doméstico.

Nesse sentido, segundo Ravandi e Jovanovic (2019), os sistemas baseados em agentes são modelos computacionais que simulam o comportamento de entidades autônomas, chamadas agentes, que interagem entre si e com o ambiente. Segundo os autores, esses sistemas têm sido amplamente utilizados em uma variedade de contextos, desde simulações de tráfego até previsão de mercado. No contexto do desperdício de alimentos, os sistemas baseados em agentes podem desempenhar um papel crucial na identificação de padrões de desperdício, compreendendo os fatores que contribuem para sua ocorrência e explorando estratégias para sua redução.

De acordo com Chen *et al.* (2020), uma das vantagens dos sistemas baseados em agentes é sua capacidade de modelar interações complexas entre diferentes partes interessadas na cadeia alimentar. Eles podem representar consumidores, varejistas, produtores e outras entidades relevantes, considerando suas preferências, comportamentos e restrições. Ainda segundo os autores, isso permite uma análise abrangente do fluxo de alimentos, desde a produção até o consumo, identificando pontos críticos onde o desperdício ocorre e sugerindo intervenções eficazes. Além disso, os sistemas baseados em agentes são altamente adaptáveis ​​e escaláveis, o que os torna adequados para lidar com a natureza dinâmica e complexa do desperdício de alimentos. Eles podem incorporar dados em tempo real sobre oferta e demanda, condições de mercado e outras variáveis ​​relevantes, permitindo uma tomada de decisão mais ágil e informada. Essa capacidade de adaptação é fundamental em um contexto em que as condições e os padrões de desperdício podem variar amplamente ao longo do tempo e do espaço.

Portanto, torna-se fundamental investigar padrões entre os diversos comportamentos de compra. Neste contexto, segundo Ravandi e Jovanovic (2019), as simulações podem revelar fatores até então não considerados sobre a motivação de compra, melhorando a compreensão de quais são as condições que afetam o gerenciamento de alimentos, possibilitando a introdução de alterações aos comportamentos pré-existentes a fim de otimizar a operação do manejo de comida. Contudo, a partir deste cenário, a pergunta de pesquisa que orienta este trabalho é: “Quais fatores que influenciam o gerenciamento de comida podem ser evidenciados por um sistema baseado em agentes?”

## OBJETIVOS

Este trabalho tem como objetivo desenvolver um sistema baseado em agentes para simular o comportamento de consumidores, a fim de identificar as suas motivações para consumo.

Os objetivos específicos são:

1. definir quais são os fatores que levam os consumidores a adquirirem mais comida, tais como mudanças nas preferências alimentares, influência de promoções e descontos, sazonalidade e hábitos culturais;
2. identificar as diferenças de consumo entre estabelecimentos e o ambiente doméstico, incluindo aspectos como a variedade de alimentos consumidos, a frequência de refeições fora de casa versus refeições caseiras, e os padrões de compra;
3. entender como mudanças no meio podem afetar os padrões de consumo, considerando fatores como mudanças econômicas, climáticas, demográficas e sociais;
4. aferir o impacto que o desperdício de comida tem nos comportamentos de consumo, investigando se a consciência sobre o desperdício leva a mudanças nos padrões de compra, se as práticas de armazenamento e consumo são afetadas, e como as políticas de redução de desperdício podem impactar o comportamento do consumidor.

# Trabalhos correlatos

Nesta seção serão apresentados trabalhos que possuem características semelhantes aos principais objetivos do estudo proposto. Na subseção 2.1 é detalhado o trabalho de Janssens *et al*. (2019) ao qual buscavam estabelecer padrões no provisionamento de alimento dos consumidores e como estes afetam o desperdício de comida. A seção 2.2 descreve o trabalho de Ravandi e Jovanovic (2019) um modelo baseado em agentes para simulação de consumo em restaurantes visando medir a eficácia que a redução do tamanho dos pratos teria no desperdício. Por fim, a seção 2.3 apresenta o trabalho de Ellison, Fan e Wilson (2022), que analisaram a viabilidade de *Just-in-time* nas idas ao mercado visando a redução do desperdício de comida.

## 2.1 HOW consumer behavior in daily FOOD PROVISIONIng affects FOod WASTE AT HOUSEhold level in the netherlands

Janssens *et al*. (2019) apresentam uma série de problemas relacionados ao Desperdício de Comida (DC), enfatizando o impacto negativo que tal ação tem no meio ambiente. Foram expostos dados que ajudam a quantificar o total de comida desperdiçada pelo mundo. Neste sentido, os tópicos analisados pelos autores foram: (i) DC e o meio ambiente, visando entender os malefícios resultantes deste ato; (ii) a prevenção do desperdício, indicando a emergente preocupação com os focos geradores de resíduos alimentares; (iii) DC no ambiente doméstico, realçando a falta de estudos sobre o assunto; (iv) os comportamentos de gerenciamento de comida, refletindo sobre como a variedade de condutas referentes às compras influenciam no desperdício e indicando que um planejamento prévio tem um efeito positivo na redução do descarte de resíduos alimentares; (v) a Intenção para Não Desperdiçar (IND), expondo a ideia de que a direta intenção para não desperdiçar pode ter um impacto no resultado final; (vi) Preocupações com DC (PDC), analisando o relacionamento entre os valores pessoais e o descarte de alimentos; e, por fim, (vii) uma visão sociodemográfica, exibindo como fatores categóricos das famílias afetam o DC.

Segundo Janssens *et al*. (2019), após análise preliminar, as hipóteses foram ponderadas e transformadas num questionário online. Este formulário foi enviado pelas redes sociais Facebook, LinkedIn e WhatsApp para os participantes, os quais foram encorajados a compartilhar o questionário com amigos e familiares – gerando uma amostragem por bola de neve. Os principais assuntos abordados na pesquisa foram aqueles ditos mais relevantes na análise teórica previamente realizada: (i) comportamentos de gerenciamento de comida; (ii) intenção de não desperdiçar; (iii) preocupação (ou ausência) sobre o DC; (iv) quantidade de DC na moradia do respondente; e (v) dados sociodemográficos.

Janssens *et al*. (2019) relatam que 221 pessoas responderam ao questionário e, a partir das respostas, foi realizada uma modelagem dos dados utilizando equações estruturais, mais especificamente, a modelagem dos mínimos quadrados parciais. Segundo os autores, ela realiza correlações entre constructos e seus itens baseada na variância, e também regressões lineares entre os constructos. Posteriormente, aplicaram modelos de medida, definindo um limiar de 0,70. Ao aferir as cargas por item, observou-se que todos ficaram acima do limiar estabelecido, obtendo uma taxa de confiança satisfatória. Em seguida, Janssens *et al*. (2019) calcularam a Confiabilidade Composta (CC) – que varia entre 0 e 1, mas não deve exceder 0,95. Itens com CC abaixo do limiar foram descartados. Nenhum dos itens sociodemográficos, com exceção da idade, tiveram valores acima dos 0,70 definido pelo limiar.

Ao analisar os dados a partir de um modelo estrutural, Janssens *et al*. (2019) verificaram inicialmente a existência de problemas de colinearidade dos dados, buscando variáveis independentes altamente correlacionadas. Para isso, os autores utilizaram o Fator de Inflação da Variância (FIV). Através dela é possível observar se todos os dados estão abaixo do valor de limiar 5, indicando que não há problemas de colinearidade. Logo após, averiguaram o coeficiente de determinação (R²) dos constructos, que determina a variação da quantidade reportada de DC. Janssens *et al*. (2019) definiram o valor de R² como 0,38, podendo ser descrito como moderado. Por fim, foram analisados os valores do tamanho do efeito (f²) e dos coeficientes do caminho (β). Com relação ao f², os autores indicaram que a maioria das variáveis os valores ficaram próximos de zero, de modo que R² permaneceu inalterado. Já para β, os valores indicaram um relacionamento fraco – porém positivo – entre DC e o comportamento durante as compras (CDC). Além disso, Janssens *et al*. (2019) também apontaram um relacionamento fraco e negativo entre: DC e IND; DC e a idade; e PDC e IND.

Janssens *et al*. (2019) concluíram que o CDC possui um grande impacto positivo em DC, ou seja, quanto mais os consumidores realizarem compras sem planejamento, mais acabarão desperdiçando comida. Além disso, o IND tem um relacionamento significante e negativo com DC. Outro resultado, é a influência positiva que o IND exerce nos comportamentos de compra, de modo a terem uma relação negativa com DC. Por fim, os autores afirmam que a falta de planejamento é o maior obstáculo em diminuir DC.

Dentre as limitações encontradas, Janssens *et al*. (2019) citam o autorrelato, isto é, participantes deveriam informar o desperdício de comida em suas casas, com base nas suas próprias estimativas. Devido a conotação negativa que o DC possui, os respondentes podem ter respondido de maneira socialmente aceitável, porém não acurada. Além disso, consumidores podem não possuir uma métrica precisa de quanta comida é descartada diariamente. Além disso, tem-se que questionário foi apenas distribuído nas redes sociais, o que pode ter gerado outras restrições, tais como: uma diminuição da variância sociodemográfica, referente a amostragem; e uma influência indireta nos resultados, já que a pesquisa pode ter sido respondida somente por pessoas que possuíam interesse no tema.

# 2.2 IMPACT Of plate size on food waste: Agent-bases simulation of food

Ravandi e Jovanovic (2019) abordam como o desperdício de comida (DC) pode ocasionar no cenário global, tendo como foco o desperdício gerado por Serviços de Alimentação à Vontade (SAV). Tais resíduos alimentares foram divididos em dois grupos: desperdício no prato, gerado pelos consumidores nos serviços; e excesso de comida adquirida, produzido pelos próprios restaurantes na previsão de demanda. Com isso, os autores desenvolveram um Sistema Baseado em Agentes (SBA) com o intuito de estimar o impacto que o Tamanho dos Pratos (TP) tem no DC dos SAVs, de tal forma que os serviços não fossem prejudicados por essa mudança e que a experiência do consumidor não fosse afetada.

Através da modelagem exploratória, Ravandi e Jovanovic (2019) elaboraram e calibraram o modelo SBA, subdividindo os agentes em dois conjuntos: S e G. O conjunto S continha os agentes responsáveis pelas Estações de Alimentação (EA), para cada um eram designados atributos referentes ao (i) tamanho do prato – variando entre pequeno, médio e grande, (ii) tipo de comida disponível e (iii) tempo de espera. Além disso, também foram atribuídas as seguintes variáveis de estado: quantidade de itens de comida e fila de espera. Já o conjunto G, continha os agentes que representavam os consumidores, cada um possuindo propriedades relativas à preferência que tinha sobre cada tipo de comida. Para isso, as variáveis de estado destes agentes eram: nível de apetite; intensidade da fome; e quantidade de pratos servidos.

Posteriormente, Ravandi e Jovanovic (2019) elaboraram uma rotina de comportamento compartilhado para cada um dos agentes. Primeiro, o agente consumidor ordena cada EA com base nos tipos de alimentos disponíveis à sua preferência. Em seguida, o agente aguarda na fila até poder se servir, a cada tique que passa seu apetite reduz – caso a espera supere 50 tiques, ele deixa o estabelecimento. Na sua vez de se servir, ele decide preencher os espaços livres do prato com os tipos de alimentos disponíveis na estação ou deixar algum deles vazio. Terminada a decisão do que fazer com cada espaço do prato, o agente se encontra com algumas opções: (i) caso o prato estiver cheio, ele se dirige para comer; (ii) caso ainda haja algum espaço vazio, ele decide se quer preencher os espaços vazios ou não. Se sim, é verificado se o agente deseja permanecer na estação atual ou se prefere ir para uma outra estação (recomeçando a rotina); senão, ele se dirige para comer. Por fim, o agente decide se quer se servir novamente – recalculando o apetite, a fome e o desperdício –, ou se deseja ir embora do estabelecimento.

Com o intuito de medir a eficiência do modelo, Ravandi e Jovanovic (2019) utilizaram funções objetivo (FOs) para calcular (i) o excesso total de comida, (ii) o desperdício total nos pratos, (iii) o cumulativo da fome não saciada, (iv) o total de hora extra trabalhada, (v) o tempo de espera e (vi) a quantidade de desistências. Além disso, os autores também definiram parâmetros iniciais para facilitar a manipulação do modelo e averiguação dos resultados da simulação, sendo eles: quantidade de tipos disponíveis através de todas as EAs; quantidade EAs utilizadas no modelo; quantidade de variações de tamanho de prato; quantidade de tempo que uma EA fica em operação; intervalo que novos consumidores chegam em uma EA; quantidade de consumidores que chegam a cada intervalo; e quantidade de comida disponível para consumo. Em seguida, foram realizadas duas simulações com base no contexto estabelecido. A primeira simula um cenário de tráfego moderado nos restaurantes, com 4 consumidores chegando a cada período e 2200 itens alimentares disponíveis para consumo. Já a segunda simulação, considera um cenário de grande tráfego, com a taxa de chegada em 8 consumidores e 3900 itens alimentares disponíveis.

Ao analisar ambos os cenários, Ravandi e Jovanovic (2019) observaram os resultados das FOs em relação a quantidade de EAs. No primeiro cenário, as funções atingiram um ponto de minimização coletivo para tamanhos de prato pequeno, médio e grande em 7, 9 e 12 EAs, respectivamente. Já para o segundo, o mesmo ponto foi atingido com 12, 14 e 16 EAs. Em ambos os cenários, as FOs apresentam resultados semelhantes para os pontos de minimização, sendo eles: (i) o excesso de comida é maior com pratos menores; (ii) o DC nos pratos é maior em pratos maiores; a fome não saciada é extremamente superior em pratos menores; (iii) o tempo de hora extra é maior em pratos menores; (iv) o tempo de espera é marginalmente maior em pratos maiores; e (v) as desistências trouxeram resultados negligenciáveis.

Por fim, Ravandi e Jovanovic (2019) concluem que, apesar da grande redução de DC nos pratos para os tamanhos menores, o cumulativo total de DC, tanto nos pratos, quanto de excesso gerado pelo estabelecimento, é superior para TPs menores. Os autores enfatizam também que o peso dos itens alimentares não foi considerado nos experimentos. Apesar dos resultados alcançados, afirmaram que a utilização de um SBA para modelagem do problema foi bastante satisfatória e que em estudos futuros é possível utilizá-la para simulação de um planejamento em que tanto os consumidores quanto os restaurantes sejam beneficiados.

## 2.3 IS It more convenient to waste? TRADE-OFFS between grocery shopping and waste behaviors

Ellison, Fan e Wilson (2022) afirmam que o ambiente doméstico é um dos pontos de maior geração de Desperdício de Comida (DC). A solução proposta no estudo é a aplicação do sistema *Just-in-time* (JIT) às Compras de Supermercado (CS) – onde consumidores realizam pequenas compras frequentemente. Segundo os autores, em relação ao comportamento de compras, existem dois caminhos pelos quais é possível reduzir DC: (i) implementação de mudanças nos estabelecimentos; e (ii) alterações nos comportamentos de gerenciamento de comida em casa. Do primeiro, é possível identificar que a grande parte do desperdício provém dos tamanhos excessivos das porções. Enquanto no segundo, pode-se observar que o planejamento de refeições, compras de supermercado, preparação de comida e armazenamento de alimentos são fatores determinantes para o DC.

Segundo Ellison, Fan e Wilson (2022), a frequência das compras também pode impactar no Desperdício Doméstico (DD). Em lares nos quais os moradores realizam suas compras com mais frequência, tipicamente ocasionam menos DC. Este comportamento incentiva a abordagem do JIT em CS. A utilização do JIT habilitaria os indivíduos a realizar planejamentos de curto prazo, comprando apenas os itens necessários para as próximas refeições. Embora a implementação do JIT possa reduzir DD, a disposição das famílias em aderir a tal comportamento não é clara. Os autores explicam que pode haver uma resistência dos consumidores, devida à presença de refrigeradores e geladeiras grandes nas residências, e ao aumento no custo relacionado com cada ida ao mercado – sem levar em consideração o impacto que esse aumento teria no ambiente.

Para acumular dados sobre a adesão do JIT, Ellison, Fan e Wilson (2022), realizaram uma enquete pela plataforma online Qualtrics. Os participantes foram recrutados para atender as métricas da população americana considerando gênero, idade, renda, educação e raça. O questionário perguntava sobre: a rotina de CS – quantidade de idas ao mercado e valor gasto em uma semana –, a probabilidade de realizar uma ida adicional na semana, a proporção de comida consumida em uma semana, o tempo de deslocamento até a conveniência, modo de transporte, realização de uma lista de compras, utilização de cupons e compras em lote, entre outros comportamentos de compra. Com base nessas perguntas, Ellison, Fan e Wilson (2022) elaboraram um experimento de escolha, no qual os participantes deveriam optar entre rotinas de compras que possuíssem determinadas características. Cada rotina apresentada continha: o número de idas ao mercado; a probabilidade de adicionar uma ida extra; proporção de comida consumida e comida não consumida (CNC); e quantidade dólares gastos em cada compra. Um dos pontos a se ressaltar é a utilização do termo “comida não consumida”, que foi utilizado como substituto de DC. Os autores decidiram não utilizar a palavra “desperdício” devido a sua conotação social negativa, que poderia influenciar os participantes a darem respostas socialmente aceitáveis, porém não genuínas.

Na análise, Ellison, Fan e Wilson (2022) utilizaram algumas métricas: (i) o framework de utilidade randômica de McFadden; e (i) um Modelo de Classe Latente (MCL), os quais foram escolhidos para explorar preferências heterogêneas entre os comportamentos encontrados. O MCL é calculado através do NLOGIT 6 utilizando o algoritmo de Broyden–Fletcher–Goldfarb–Shanno. O retorno desta análise é um valor que, se positivo, indica que um indivíduo está disposto a realizar uma ida a mais ao mercado. Já se fosse negativo, essa pessoa necessita de alguma compensação para realizar a ida extra. Com um total de 1477 respondentes, foi possível determinar que os participantes realizam – em média – 1,74 idas ao mercado por semana e gastam aproximadamente 109 dólares semanalmente. Ellison, Fan e Wilson (2022) relatam que 22% da comida adquirida acaba sendo não consumida. Entretanto, é importante ressaltar que os participantes podem não ter interpretado CNC como DC. Pois, enquanto 49% dos respondentes afirmaram jogar fora CNC, 26% declararam que CNC era dada a um animal de estimação, posta na compostagem, ou doada.

Segundo Ellison, Fan e Wilson (2022), as classes encontradas pelo modelo logístico e o MCL foram: (i) indiferentes ao preço e com disposição a comprar – grupo que apresentou o menor coeficiente de preço (*β* = –0.002) e um coeficiente insignificante à quantidade de idas ao mercado, indicando que este não seria afetado por realizar uma compra a mais na semana; (ii) indispostos a fazer compras – exibiram um grau elevado de desconforto em realizar mais compras (*β* =–2.248) e precisariam ser compensados em 90,89 dólares para realizar uma compra a mais; (iii) compradores multidimensionais – este grupo se mostrou contra DC e idas extras ao mercado e também possuía o segundo maior grau de sensibilidade aos preços (*β* =–0.067); (iv) sensíveis ao preço – parcela com o maior grau de sensibilidade aos preços (*β* =–0.221); e (v) dispostos a desperdiçar – único grupo a expor um coeficiente positivo em DC (*β* =0.069), significando que esses compradores se satisfariam com o aumento de DC.

Como conclusão, Ellison, Fan e Wilson (2022) afirmam que a maioria dos consumidores requerem – em média – de uma compensação de 24 dólares por semana e precisam visualizar uma redução de 12% em DC para utilizar o JIT no seu comportamento de compras. Além disso, os autores também ressaltam que, para maioria dos consumidores, o seu desgosto por DC é menor do que o seu descontentamento em realizar compras no mercado.

# 3 PROPOSTA

Nesta seção são definidas as justificativas para a elaboração deste trabalho, assim como os requisitos funcionais, não funcionais e a metodologia que será aplicada no desenvolvimento.

## 3.1 JUSTIFICATIVA

O Quadro 1 expõe uma análise de relacionamento entre os trabalhos correlatos definidos. As linhas representam as características e as colunas os trabalhos.

Quadro 1 – Comparativo entre as características dos trabalhos correlatos

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Trabalhos correlatos  Características | Janssens et al.  (2019) | Ravandi e Jovanovic (2019) | Ellison, Fan e Wilson (2022) |
| Objetivo do trabalho | Buscar padrões de compra para prevenir desperdício de comida | Analisar o efeito dos tamanhos de prato no desperdício | Estudar viabilidade do modelo *Just-in-time* na rotina de compras |
| Cenário | Mercados | Restaurantes | Mercados |
| Método utilizado | Formulário de pesquisa | Modelagem baseada em agentes | Formulário de pesquisa |
| Avaliação | Fator de Inflação da Variância, coeficiente de determinação (R²), tamanho do efeito (f²) e coeficientes do caminho (β) | Box plot e pontos de minimização nos resultados das funções objetivo. | Framework de McFadden e modelo de classe latente |

Fonte: elaborado pelo autor

A partir do Quadro 1, pode-se observar que Janssens *et al*. (2019) focaram em identificar os hábitos de consumo e como estes afetam o desperdício de comida (DC), enquanto Ravandi e Jovanovic (2019), buscaram aferir o impacto que o tamanho do prato teria no desperdício de comida, num âmbito de serviço. Por fim, Ellison, Fan e Wilson (2022) realizaram uma pesquisa para determinar a possibilidade de adoção de um modelo *Just-in-time* (JIT)na rotina de compras.

Janssens *et al*. (2019) e Ellison, Fan e Wilson (2022) realizaram uma análise estatística em cima dos dados obtidos a partir de uma pesquisa online. Ellison, Fan e Wilson (2022) tiveram uma preocupação com o grupo de amostragem, tentando imitar dados demográficos, enquanto Janssens *et al*. (2019) utilizaram uma amostragem por bola de neve, que não teve tanta preocupação com a origem dos dados. Por outro lado, Ravandi e Jovanovic (2019) optaram por uma modelagem baseada em agentes para simulação e análise.

A avaliação de desempenho apresentou bastante variação entre trabalhos. Janssens *et al*. (2019) utilizaram o Fator de Inflação de Variância, o coeficiente de determinação (R²), o tamanho do efeito (f²) e os coeficientes do caminho (β). Ravandi e Jovanovic (2019) definiram funções objetivo e traçaram o ponto de minimização para cada tamanho de prato. Ellison, Fan e Wilson (2022) realizaram uma divisão de classes entre os diversos perfis de consumidor encontrados e avaliaram quão dispostos estes estariam para adotar o modelo JIT.

Diante do exposto, este trabalho torna-se relevante pois aplicará modelagem baseada em agentes para simular o desperdício de comida. Esta abordagem fará a integração de dados e informações complexas de diversas fontes, tais como, dados demográficos; padrões de consumo; fluxos logísticos; e comportamentos individuais. Acredita-se que através da criação de modelos computacionais que representam diferentes agentes – como consumidores, estabelecimentos e cadeia de abastecimento – será possível simular cenários realistas e explorar o impacto de variáveis ​​como hábitos de compra, comportamentos de consumo e práticas de gestão de estoque.

Portanto, espera-se que esses modelos possam (i) compreender as motivações por detrás do aumento nas compras de alimentos; (ii) destacar as disparidades nos hábitos alimentares em diferentes contextos de consumo; (iii) examinar de que forma essas mudanças externas influenciam os hábitos de compra e consumo alimentar dos indivíduos; (iv) entender como o desperdício de comida influencia as escolhas e hábitos alimentares das pessoas; (v) prever tendências de desperdício e; (vi), identificar pontos críticos onde ocorre o maior desperdício na cadeia de abastecimento e testar intervenções potenciais para reduzir o desperdício em diferentes contextos, como supermercados, restaurantes e lares. Portanto, ao integrar dados sobre padrões de compra e consumo em um modelo baseado em agentes, almeja-se também simular o efeito de estratégias como a implementação de políticas de precificação dinâmica, promoções de produtos próximos à data de vencimento e iniciativas de conscientização do consumidor sobre práticas de compra mais sustentáveis.

## 3.2 requisitos principais do problema a ser trabalhado

O modelo de simulação baseada em agentes a ser desenvolvido deverá contemplar a implementação dos seguintes Requisitos Funcionais (RF) e Requisitos Não Funcionais (RNF):

1. **estabelecer um agente consumidor com estoque de alimento (RF)**: este requisito define a criação de um agente consumidor que possui uma variável para manter seu estoque atual de alimentos. Isso permitirá simular o comportamento de consumo e gestão de estoque dos agentes consumidores no modelo;
2. **classificar os agentes consumidores em dois tipos (RF)**: dividir os agentes consumidores em dois tipos: consumidor-doméstico e consumidor-estabelecimento. Isso permitirá considerar diferentes comportamentos e padrões de consumo para cada tipo de agente;
3. i**ntroduzir a quantidade de moradores para agentes consumidores-domésticos (RF)**: esse requisito define a necessidade de introduzir a quantidade de moradores para os agentes consumidores-domésticos. Essa informação será crucial para ajustar o comportamento de consumo e a quantidade de alimentos necessária para atender às necessidades do agregado familiar;
4. d**efinir um agente mercado para suprir alimentos aos agentes consumidores (RF)**: criar um agente mercado responsável por fornecer alimentos aos agentes consumidores. Esse agente atuará como uma fonte de abastecimento para os consumidores, influenciando o fluxo de alimentos na simulação;
5. c**onfigurar um relógio global para subtrair valor do estoque do agente consumidor (RF)**: implementar um relógio global que regula o tempo na simulação e subtrai um valor do estoque do agente consumidor em intervalos definidos. Isso permite simular o consumo ao longo do tempo;
6. v**ariar a quantidade deduzida do estoque com base na quantidade de moradores para agentes consumidores-domésticos (RF)**: estabelecer a variação da quantidade deduzida do estoque do agente consumidor-doméstico com base na quantidade de moradores. Isso garantirá que o consumo seja ajustado de acordo com o tamanho do agregado familiar;
7. d**eterminar um fluxo em horários variados para agentes consumidores-estabelecimentos e ajustar o desconto do estoque (RF)**: determinar o fluxo de consumidores para os agentes consumidores-estabelecimentos em horários variados e o ajuste do desconto do estoque de acordo com esse fluxo. Isso permitirá simular padrões de consumo diferentes ao longo do dia em estabelecimentos comerciais;
8. **modelagem** baseada em agentes **(RNF)**: o modelo deve ser desenvolvido em uma plataforma que suporte eficientemente a modelagem baseada em agentes, como NetLogo ou Repast, garantindo a flexibilidade necessária para representar adequadamente a dinâmica do sistema de desperdício de comida;
9. **suporte a modelagem baseada em agentes (RNF)**: a plataforma de modelagem deve oferecer suporte nativo à criação, configuração e simulação de modelos baseados em agentes, incluindo a definição de agentes, seus atributos, comportamentos e interações, bem como a visualização e análise dos resultados da simulação em um ambiente intuitivo e amigável.

## 3.3 Metodologia

O trabalho será desenvolvido nas etapas:

1. levantamento bibliográfico: buscar em artigos descrições sobre os comportamentos de compra, modelagem baseada em agentes e trabalhos correlatos;
2. levantamento dos requisitos: baseando-se nos resultados encontrados na etapa anterior, redefinir os requisitos propostos para a solução;
3. definição do cenário de simulação: identificar os aspectos relevantes (estado global, dinâmicas globais/ entidades locais) que representem o ambiente dos agentes;
4. definição de parâmetros iniciais: determinar as informações do ambiente, as quais devem ser fornecidas aos agentes para que estes possam selecionar as ações a serem praticadas;
5. definições das ferramentas utilizadas: pesquisar e escolher as ferramentas mais adequadas para simulações baseada em agentes que atendam os requisitos do trabalho;
6. modelagem dos agentes: determinar das ações básicas dos agentes, e suas reações às entidades do ambiente;
7. definições de métricas de análise das simulações: buscar e definir métricas de análise para identificar os pontos de melhoria no modelo e aperfeiçoar os parâmetros utilizados nas simulações;
8. coleta e integração de dados: coletar e integrar dados geográficos, sociais e de consumo alimentar;
9. construção do modelo: criar agentes com comportamentos baseados nas características demográficas, sociais e de consumo, visando simular os comportamentos e interações por meio da programação das interações entre os agentes e com o ambiente;
10. simulação e análise: realizar simulações para testar diferentes cenários, incluindo a implementação de estratégias de mitigação, avaliando a eficácia das intervenções simuladas e analisar o comportamento dos agentes durante os eventos de consumo e desperdício de alimentos.

As etapas serão realizadas nos períodos descritos no Quadro 2.

Quadro 2 – Cronograma de atividades a serem realizadas

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| etapas / quinzenas | 2024 | | | | | | | | | | | | |
| jun. | | jul. | | ago. | | set. | | out. | | nov. | |
| 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| levantamento bibliográfico |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| levantamento dos requisitos |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| definição do cenário de simulação |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| definir parâmetros da simulação |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| definições das ferramentas utilizadas |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| definições de métricas de análise das simulações |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| coleta e integração de dados |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| construção do modelo |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| simulação e análise |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |

Fonte: elaborado pelo autor.

# 4 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Esta seção descreve brevemente os assuntos que fundamentam o estudo a ser realizado: comportamento de compras, desperdício de comida e modelagem baseadas em agentes.

Comportamentos de compra são regidos por fatores que podem variar entre diferentes lares e estabelecimentos (BAWA; GHOSH, 1999). Uma das características definitivas das condutas de consumo é a frequência de compra. Ingene e Ghosh (1990) reduzem os gastos relacionados aos comportamentos de consumo em: (i) preço dos bens adquiridos, (ii) preço do deslocamento e (iii) preço de manutenção. Dessa forma, é verificado que compras menos frequentes incorrem em redução do custo de transporte e aumento do custo de manutenção – o contrário também é válido. Entretanto, observa-se que para compras mais frequentes o desperdício de comida é menor (ELLISON; FAN; WILSON, 2022).

De acordo com a Organização de Alimento e Agricultura (2022), desperdício de comida é caracterizado pela redução de massa produzida durante a etapa de consumo. Enquanto perca de comida é definida como a redução da massa de alimento produzido ao longo do processo de produção (GUSTAVSSON, 2011). De modo que há uma diferença entre estes dois conceitos. Gustavsson (2011) também traz que aproximadamente um terço da comida produzida para consumo humano é desperdiçada – acumulando um total de 1,3 bilhões de toneladas por ano. Portanto, devido às diversas formas de geração de desperdício, a utilização de sistemas baseados em agentes é ideal para modelagem de tais cenários, em busca de um melhor aproveitamento dos alimentos.

A ideia principal da modelagem baseada em agentes é que a maioria dos fenômenos no mundo pode ser efetivamente modelados através de agentes, um ambiente e a descrição de interações agente-agente e agente-ambiente. Wilensky e Rand (2015) descrevem também que não apenas as interações entre agentes e entre um agente e o ambiente podem mudar com o passar do tempo, mas também as estratégias para a escolha dessas interações podem mudar. Os autores também destacam que modelagem baseada em agentes permite modelar populações heterogêneas, enquanto formas mais tradicionais de modelagem, como a modelagem por equação, assumo homogeneidade entre os membros da população modelada.

Referências

BAWA, Kapil; GHOSH, Avijit. A Model of Household Grocery Shopping Behavior. **Marketing Letters**, [S.l.], v. 10, n. 2, p. 149-160, 1999. Springer Science and Business Media LLC. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1023/a:1008093014534. Acesso em: 20 de abril de 2024.

CHEN, Liang *et al*. Survey of Multi-Agent Strategy Based on Reinforcement Learning. **Chinese Control And Decision Conference (CCDC)**, Hefei, p. 604-609, 2020.

ELLISON, Brenna; FAN, Linlin; WILSON, Norbert L.W. Is it more convenient to waste? Trade‐offs between grocery shopping and waste behaviors. **Agricultural Economics**, [S.l.], v. 53, n. 1, p. 75-89, 16 jun. 2022. Wiley. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1111/agec.12720. Acesso em: 24 de abril de 2024.

GUSTAVSSON, Jenny *et al*. **Global food losses and food waste**: extent, causes and prevention. 2011. Roma. Disponível em: https://www.fao.org/3/mb060e/mb060e.pdf. Acesso em: 22 abr. 2024.

INGENE, Charles A.; GHOSH, Avijit. Consumer and Producer Behavior in a Multipurpose Shopping Environment. **Geographical Analysis**, [S.l.], v. 22, n. 1, p. 70-93, jan. 1990. Wiley. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1111/j.1538-4632.1990.tb00197.x. Acesso em: 23 de abril de 2024.

JANSSENS *et al*. How Consumer Behavior in Daily Food Provisioning Affects Food Waste at Household Level in the Netherlands. **Foods**, [S.l.], v. 8, n. 10, p. 428-447, 20 set. 2019. MDPI AG. Disponível em: http://dx.doi.org/10.3390/foods8100428. Acesso em: 19 de abril de 2024.

ORGANIZAÇÃO DE ALIMENTO E AGRICULTURA. World Food and Agriculture – Statistical Yearbook 2022. **World Food And Agriculture – Statistical Yearbook 2022**, [S.l.], p. 31-32, 12 dez. 2022. FAO. Disponível em: http://dx.doi.org/10.4060/cc2211en. Acesso em: 01 maio 2024.

RAVANDI, Babak; JOVANOVIC, Nina. Impact of plate size on food waste: agent-based simulation of food consumption. **Resources, Conservation And Recycling**, [S.l.], v. 149, p. 550-565, out. 2019. Elsevier BV. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1016/j.resconrec.2019.05.033. Acesso em: 20 de abril de 2024.

STÖCKLI, Sabrina; NIKLAUS, Eva; DORN, Michael. Call for testing interventions to prevent consumer food waste. **Resources, Conservation And Recycling**, [S.l.], v. 136, p. 445-462, set. 2018. Elsevier BV. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1016/j.resconrec.2018.03.029. Acesso em: 20 de abril de 2024.

WILENSKY, Uri; RAND, William. What Is Agent-Based Modeling? In: WILENSKY, Uri; RAND, William. **An Introduction to Agent-Based Modeling**: modeling natural, social, and engineered complex systems with netlogo. Cambridge: The Mit Press, 2015. Cap. 1. p. 32-39.