

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

André Brizzi

**AVALIAÇÃO DO IMPACTO DO ALGORITMO DE ATRIBUIÇÃO DE
DEMANDA NOS GANHOS DOS TAXISTAS**

Santa Maria, RS
2022

André Brizzi

**AVALIAÇÃO DO IMPACTO DO ALGORITMO DE ATRIBUIÇÃO DE DEMANDA NOS
GANHOS DOS TAXISTAS**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, Área de Concentração em Computação Aplicada, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Ciência da Computação**. Defesa realizada por videoconferência.

ORIENTADOR: Prof. Marcia Pasin

Santa Maria, RS
2022

Brizzi, André Vinicius Stolz
Avaliação do Impacto do Algoritmo de Atribuição de
Demanda nos Ganhos dos Taxistas / André Vinicius Stolz
Brizzi.- 2022.
47 p.; 30 cm

Orientadora: Marcia Pasin
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa
Maria, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em
Ciência da Computação , RS, 2022

1. Simulação 2. Serviço de táxi 3. Lucro dos motoristas
I. Pasin, Marcia II. Título.

Sistema de geração automática de ficha catalográfica da UFSM. Dados fornecidos pelo autor(a). Sob supervisão da Direção da Divisão de Processos Técnicos da Biblioteca Central. Bibliotecária responsável Paula Schoenfeldt Patta CRB 10/1728.

Declaro, ANDRÉ VINICIUS STOLZ BRIZZI, para os devidos fins e sob as penas da lei, que a pesquisa constante neste trabalho de conclusão de curso (Dissertação) foi por mim elaborada e que as informações necessárias objeto de consulta em literatura e outras fontes estão devidamente referenciadas. Declaro, ainda, que este trabalho ou parte dele não foi apresentado anteriormente para obtenção de qualquer outro grau acadêmico, estando ciente de que a inveracidade da presente declaração poderá resultar na anulação da titulação pela Universidade, entre outras consequências legais.

André Brizzi

**AVALIAÇÃO DO IMPACTO DO ALGORITMO DE ATRIBUIÇÃO DE DEMANDA NOS
GANHOS DOS TAXISTAS**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, Área de Concentração em Computação Aplicada, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Ciência da Computação**.

Aprovado em 10 de maio de 2022:



Marcia Pasin, Dr. (UFSM)
(Presidente/Orientador)



João Carlos D. Lima, Dr. (UFSM)



Ana Lucia Cetertich Bazzan, Dr. (UFRGS)

Santa Maria, RS
2022

RESUMO

AVALIAÇÃO DO IMPACTO DO ALGORITMO DE ATRIBUIÇÃO DE DEMANDA NOS GANHOS DOS TAXISTAS

AUTOR: André Brizzi

ORIENTADOR: Marcia Pasin

O táxi é um serviço bem estabelecido e permite ao cliente usufruir do serviço de mobilidade sem ser onerado diretamente com os custos relativos ao veículo. O prestador do serviço é o responsável pela manutenção do veículo, pagamento do combustível, impostos, multas, etc. A solicitação do serviço pode ser realizada principalmente por meio de aplicativos instalados em smartphones onde o cliente seleciona as opções desejadas, inclusive a forma de pagamento. A atribuição entre cliente e táxi é tipicamente feita por uma central, usando como critério a proximidade entre eles. Assim sendo, os taxistas que estão mais perto dos clientes ou que estão em pontos mais populares faturam mais que aqueles que não tem acesso a essas facilidades. Isso gera um desequilíbrio entre os ganhos dos taxistas. As estratégias de atribuição cliente-táxi buscam eficiência de tempo e agilidade para atendimento dos clientes. Neste trabalho, em contraste, são avaliadas as diferentes estratégias buscando o ponto de vista do taxista. Para este estudo, é considerado o serviço de táxi com frota de veículos padronizada. Dada uma demanda e custos, é proposta uma simulação para detalhar e avaliar o equilíbrio entre o faturamento dos taxistas frente a diferentes estratégias de atribuição cliente-táxi. Os resultados evidenciam que estratégias de compartilhamento de corridas podem ser benéficas tanto para os clientes, com tempos menores de espera, quanto para os taxistas, com maior igualdade no lucro.

Palavras-chave: Simulação, Serviço de Táxi, Lucro dos Motoristas.

ABSTRACT

EVALUATION OF DEMAND ASSIGNMENT ALGORITHMS WITH REGARD TO TAXI DRIVERS' EARNINGS

AUTHOR: André Brizzi
ADVISOR: Marcia Pasin

Taxi is a well-established service and allows the customer to take advantage of the mobility service without being directly encumbered by vehicle related costs. The service provider is responsible for vehicle maintenance, payment of fuel, taxes, fines, etc. The service request can be carried out mainly through smartphones applications, where the customer selects desired options, including the payment method. The taxi-customer assignment is typically made by a central, using distance as a criterion. Therefore, taxi drivers who are closer to customers or who are at the most popular taxi stands earn more than those who do not have access to these facilities. This creates an imbalance between the earnings of taxi drivers. Customer-taxi assignment strategies seek time efficiency and agility in serving customers. In this work, in contrast, the different assignment strategies are evaluated seeking the taxi driver's point of view. For this study, a taxi service with a standardized fleet of vehicles is considered. Given demand and costs, a simulation is proposed to detail and evaluate the balance between taxi drivers' revenue with regard to different customer-taxi assignment strategies. The results show that ride-sharing strategies can be beneficial both for customers, with shorter waiting times, and for taxi drivers, with greater profit equality.

Keywords: Simulation, Taxi Service, Drivers Income.

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1 – Esquema da simulação.	18
Figura 3.2 – Processo de atribuição entre clientes e táxis para cada um dos algoritmos descritos.	22
Figura 4.1 – Captura de tela da interface gráfica do SUMO.	23
Figura 4.2 – Esquema com os arquivos que compõem a simulação.	24
Figura 4.3 – Captura de tela da exportação do mapa no OpenStreetMaps.	25
Figura 4.4 – Captura de tela com a interface de edição do cenário do Netedit.	26
Figura 4.5 – Captura de tela com o ambiente de simulação no SUMO e o mapa de Santa Maria. Cada diamante vermelho representa uma estação de táxi. Cada quadrado azul representa um ponto de embarque ou desembarque, escolhido manualmente para esta simulação.	27
Figura 5.1 – Valores para LB e LL obtidos no experimento usando os parâmetros descritos na Tabela 4.2.	32
Figura 5.2 – LL mensal em função de horas trabalhadas por dia pelo taxista.	33
Figura 5.3 – LL dos taxistas em relação à fonte de energia do táxi.	35
Figura 5.4 – Composição do LB do taxista para um cenário de 20 corridas diárias com o algoritmo Greedy Closest.	36
Figura 5.5 – LL médio para os algoritmos analisados.	38
Figura 5.6 – Desvio padrão do LL para os algoritmos analisados.	39
Figura 5.7 – Distância média percorrida pelos táxis enquanto ocupados com passageiros.	39
Figura 5.8 – Percentual de utilização da frota.	40
Figura 5.9 – Percentual da distância viajada com passageiros com relação a distância total.	41
Figura 5.10 – Emissão de CO ₂ total por dia pela frota de táxi.	42
Figura 5.11 – Emissão de CO ₂ por corrida realizada.	43

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Comparação entre os trabalhos existentes na literatura.....	17
Tabela 4.1 – Parâmetros utilizados na geração da demanda.....	28
Tabela 4.2 – Parâmetros da simulação.	29
Tabela 5.1 – Distância média percorrida com clientes e distância média total, por taxista.....	31
Tabela 5.2 – Custo estimado de aquisição do veículo (por tipo) levando em conta o período de financiamento de 60 meses, com entrada no valor de 30.000,00 BLR e taxa de juros de 1% ao mês. Valores referentes a outubro de 2020.	34
Tabela 5.3 – Parâmetros considerados para realizar o cálculo do custo por quilômetro rodado para cada tipo de veículo.....	35

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

<i>EAV</i>	Táxis Elétricos Autônomos
<i>GNV</i>	Gás natural
<i>LB</i>	Lucro bruto
<i>LL</i>	Lucro líquido
<i>MATSim</i>	Multi-Agent Transport Simulation
<i>TraCI</i>	Traffic Control Interface

LISTA DE SÍMBOLOS

B_0	Bandeirada
B_1	Bandeira 1
B_2	Bandeira 2
C	Taxa de consumo de combustível
D	Corridas diárias em média por táxi
D_t	Distância total percorrida
E	Duração total da simulação
G	Preço do combustível
I	Seguro anual
M	Manutenção do veículo
N_c	Número total de corridas
P	Aluguel do veículo (mensal)
R	Número de corridas realizadas
T	Número de táxis
T_i	Taxa de inserção de veículos
v	Velocidade média

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	10
1.1	MOTIVAÇÃO	10
1.2	CONTRIBUIÇÃO	11
1.3	ESTRUTURA DO TEXTO	11
2	TRABALHOS RELACIONADOS	12
3	APRESENTAÇÃO DE PROPOSTA	18
3.1	ESQUEMA DA SIMULAÇÃO	18
3.2	ALGORITMOS ATRIBUIÇÃO CLIENTE-TÁXI	20
4	EXPERIMENTOS REALIZADOS	23
4.1	DESCRIÇÃO DO CENÁRIO ESCOLHIDO	24
4.2	GERAÇÃO DO CENÁRIO	25
4.3	GERAÇÃO DE DEMANDA.....	26
4.3.1	Geração de Pessoas	27
4.3.2	Geração dos táxis	28
4.4	PARÂMETROS DE SIMULAÇÃO E LUCRO DOS TAXISTAS	29
5	ANÁLISE DE EXPERIMENTOS	31
5.1	EXPERIMENTOS PARA O ALGORITMO GREEDY CLOSEST	31
5.2	EXPERIMENTOS DA SIMULAÇÃO EM RELAÇÃO À FONTE DE ENERGIA DO VEÍCULO	33
5.3	ANÁLISE DOS ALGORITMOS DE ATRIBUIÇÃO	36
6	CONCLUSÃO	44
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	46

1 INTRODUÇÃO

1.1 MOTIVAÇÃO

O transporte público é conhecido por ser de baixa qualidade em muitas cidades. Sabe-se também que existe uma preferência dos passageiros pelo transporte individualizado devido a sua praticidade, confiabilidade, conforto e segurança. Em uma pesquisa recente (CNDL; SPC Brazil, 2017), 60,1% dos entrevistados que possuem veículos particulares afirmaram que deixariam de usá-los se existissem alternativas de transporte público eficientes. Na verdade, o sucesso das propostas para melhorar a mobilidade urbana depende da aceitação em massa pelos clientes (ALAZZAWI et al., 2018). A disponibilidade de ferramentas e sistemas que reúnem diferentes opções de mobilidade da cidade é um ponto chave para rastrear e compreender as necessidades de mobilidade da cidade.

Uma forma de atenuar os problemas do transporte público são os serviços de compartilhamento de veículos e um dos serviços de compartilhamento bem estabelecido é o táxi. O táxi permite ao cliente usufruir do serviço de mobilidade sem ser onerado diretamente pela manutenção do veículo. O prestador do serviço é o responsável pela manutenção do veículo, pagamento do combustível, pagamento de impostos, pagamento de multas, etc. A solicitação do serviço pode ser realizada principalmente por meio de aplicativos instalados em smartphones, onde o cliente seleciona as opções desejadas, inclusive a forma de pagamento. Um sistema de informação, ciente da localização dos táxis, tipicamente associa o táxi mais próximo à solicitação do cliente.

No entanto, recentemente, o serviço de táxi perdeu muito de seu apelo devido aos serviços concorrentes de compartilhamento de carros, mas também motivou a adoção deste modelo de corridas pelos taxistas. Além disso, como a atribuição de cliente-táxi é tipicamente feita pela proximidade cliente-táxi, os taxistas que estão mais perto dos clientes ou que estão em pontos mais populares faturam mais que aqueles que não tem acesso a essas facilidades. Isso gera um desequilíbrio entre os ganhos dos taxistas. Entretanto, outras estratégias de alocação cliente-táxi são possíveis buscando principalmente a qualidade do serviço para os clientes. De forma geral, as estratégias buscam eficiência de tempo e agilidade para atendimento dos clientes. Neste trabalho, em contraste, são avaliadas as diferentes estratégias para atribuição cliente-táxi buscando o ponto de vista do taxista.

1.2 CONTRIBUIÇÃO

Neste trabalho, é considerado o serviço de táxi, com frota de veículos padronizada. Dada uma demanda e custos, é proposta uma simulação para detalhar e avaliar o equilíbrio entre o faturamento dos taxistas frente a diferentes estratégias de atribuição cliente-táxi. Para executar a simulação, foi usado o SUMO (BEHRISCH et al., 2011), um simulador de rede de transporte de código aberto. Uma simulação foi realizada em um cenário real, a cidade de Santa Maria no sul do Brasil. Como há carência de dados para o cenário considerado, informação disponível na Web foi usada para calibrar a simulação.

Na simulação, pressupõe-se que um sistema de informação gere todo o serviço da frota e associa os clientes aos táxis, de acordo com uma determinada procura. Os valores de entrada no cenário (preço do combustível, demanda, etc.) foram escolhidos, com base na literatura, documentação da prefeitura (Prefeitura de Santa Maria, 2014) e notícias da Internet, para tornar a simulação o mais realista possível.

1.3 ESTRUTURA DO TEXTO

Este trabalho está estruturado da seguinte forma. Trabalhos relacionados são descritos no Capítulo 2. A proposta deste trabalho é descrita no Capítulo 3, e os experimentos são descritos no Capítulo 4. No Capítulo 5, os resultados obtidos na simulação são analisados. As conclusões são apresentadas no Capítulo 6.

2 TRABALHOS RELACIONADOS

Na literatura, existem trabalhos recentes que descrevem, do ponto de vista da informática e da simulação, o comportamento e o impacto dos veículos e táxis compartilhados nas redes de transporte. O impacto dos veículos compartilhados na cidade de Milão, Itália, foi simulado com o objetivo de otimizar o tráfego por meio da redução do número de veículos circulando nas ruas (ALAZZAWI et al., 2018). A simulação combinou robôs-táxis autônomos, com serviços de mobilidade sob demanda. Os dados usados na simulação incluem o número de veículos em circulação nas ruas e o uso da rede móvel celular, para modelar a concentração de passageiros em algumas áreas. A simulação leva em consideração os seguintes parâmetros: tempo de deslocamento, velocidade de deslocamento, tempo de espera dos passageiros para embarcar no táxi-robô, emissão de poluentes e configurações do táxi (com diferentes quantidades de assentos). Um algoritmo combina táxis robôs e consumidores. Segundo os autores, para eliminar o congestionamento em Milão, seria necessário reduzir em 30% o número de veículos nas estradas. Para reduzir a demanda nos horários de pico, um sistema de preços dinâmico, combinado com outras iniciativas, pode ser usado para motivar os clientes a viajarem em outros períodos do dia. De acordo com os assentos de cada carro, quanto mais assentos tiver o robô-táxi, mais tempo os clientes terão de esperar e viajar devido a desvios de rota. Os robôs-táxis com cerca de 20 assentos são indicados para viagens de longa distância. Os robôs-táxis com dois assentos permitem uma melhor flexibilidade de viagem, mas não proporcionam uma redução tão significativa no tráfego da cidade.

A combinação de simuladores foi anteriormente explorada na literatura, como em (SEGUIGASCO et al., 2019). O simulador MATSim (HORNI; NAGEL; AXHAUSEN, 2016) gera demanda de transporte, associando clientes às opções de mobilidade de acordo com suas preferências e o simulador IMSim¹ fornece um ambiente de execução para redes de transporte. Por meio dessa combinação, em (SEGUIGASCO et al., 2019) foi avaliado o impacto dos cenários de mobilidade sob diferentes perspectivas: clientes, operadoras de serviços e prefeituras. A simulação foi calibrada com dados do tráfego de Londres e do MERGE Greenwich Consortium (2017-2018). Métricas avaliadas foram tamanho ideal da frota, tipo de veículo (táxis tradicionais e veículos com carona), tamanho do veículo (4 e 8 assentos), ocupação do veículo, bem como tempos de espera e desvio realizado em função de cada cliente. Uma característica principal da proposta de (SEGUIGASCO et al., 2019) é a avaliação do trade-off entre qualidade de serviço e demanda. Assim, um operador de serviço pode investigar como o tamanho da frota e a energia (ou mesmo a duração da viagem) afetam um modelo de preços.

Em (PERBOLI et al., 2017), simulação computacional foi usada para comparar mo-

¹<http://www.talon.world>

delos de negócios de locação de veículos. A análise comparativa destaca aspectos de diferentes modelos de negócios e soluções aplicadas para melhorar o serviço. Os modelos de negócios para serviços de aluguel de veículos podem ser de recebimento e entrega ou de livre circulação. No modelo de recebimento e entrega, a frota não precisa ser gerenciada e realocada, mas os consumidores precisam viajar para um local específico de coleta e liberação. No modelo de livre circulação, os veículos podem ser liberados em qualquer lugar. O modelo de livre circulação tende a satisfazer melhor os consumidores, uma vez que não há necessidade de se deslocar até um determinado local de coleta. Porém, exige uma gestão de frota para garantir a disponibilidade de veículos em algumas localidades, ou seja, a empresa precisa levar os veículos que estão em pontos de menor interesse para locais de maior demanda.

Neste âmbito, podem ser definidos diferentes perfis de clientes: transitários (aqueles que viajam de casa para o trabalho), profissionais e informais. Esses perfis são atribuídos aleatoriamente às rotas. Além disso, diferentes tipos de veículos podem ser usados, como veículos elétricos e de combustão. No que diz respeito à gestão da frota, os veículos elétricos precisam de mais esforço do que os veículos a combustão, devido ao tempo de recarga e a necessidade de encontrar um ponto de recarga. Os resultados da simulação mostraram a vantagem econômica do aluguel de veículos para os passageiros que percorrem menos de 10.000 km por ano. No caso do cliente casual, é mais vantajoso alugar veículos se a quilometragem for de até 8.000 km por ano. É proposta uma anuidade fixa como forma de evitar que os clientes deixem de utilizar o serviço.

O advento de grandes plataformas de mobilidade como Uber, revolucionou a forma como os passageiros interagem com o serviço de transporte. Esse sistema proporciona maior comodidade do usuário ao permitir o pedido por uma viagem diretamente através do smartphone. Entretanto, em grandes centros onde a demanda é muito elevada um grande número de corridas não é atendido pela indisponibilidade de veículos livres. Enquanto que em outros locais, vários veículos estão aguardando por passageiros (TONG et al., 2017). Esse desequilíbrio diminui a eficiência do sistema, fazendo com que passageiros esperem mais por suas viagens e que seja necessário um número maior de táxis para atender a demanda. O sistema de dispatch é responsável pela assimilação dos táxis e clientes, e pode ser modificado com o objetivo de aumentar a eficiência do sistema.

Em (LI; BHULAI; van Essen, 2017), a otimização eficiente de rotas foi proposta como uma oportunidade para aumentar o lucro dos taxistas. Um táxi vago representa o desperdício de combustível e de tempo do taxista. Além disso, um roteamento ineficiente pode gerar mais tráfego na cidade e, conseqüentemente, mais emissão de poluentes. Dados do serviço de táxi da cidade de Nova York foram usados nos experimentos. Os resultados da simulação mostraram que o modelo proposto pode colaborar para melhorar o lucro dos taxistas, pois reduz o tempo que o cliente precisa para encontrar um táxi vago.

(INTURRI et al., 2021) analisou o desempenho de um sistema de transporte com-

partilhado com resposta dinâmica. Esse sistema é responsável por fazer o agendamento das viagens do sistema de transporte. A cidade de Ragusa (Itália) foi escolhida como modelo de simulação. Os experimentos contaram com um conjunto de 50 cenários distintos de simulação, onde foram variados o tamanho da frota, a capacidade dos veículos, níveis de demanda e estratégias de roteamento das corridas. Os resultados mostraram que para cenários de alta demanda o desempenho do sistema simulado é superior ao sistema convencional utilizado pelos táxis. Contudo, para cenários de baixa demanda o desempenho do sistema é limitado. De maneira similar, esse trabalho analisa o comportamento do lucro dos taxistas para diferentes cenários de demanda, inclusive cenários onde a demanda é fortemente suprimida. Nesses casos, estratégias dinâmicas tem sua eficiência limitada fazendo com que o planejamento do sistema de preços, tamanho da frota e distribuição de corridas tenham grande relevância na viabilidade do serviço para os taxistas.

(CHARLTON; LEICH; KADDOURA, 2021) realizou simulações de um serviço com resposta dinâmica para táxis compartilhados. As simulações são realizadas utilizando o software MATSim. O foco do trabalho são áreas rurais e urbanas com pequena densidade populacional na Alemanha. Uma ferramenta Web é desenvolvida para permitir a visualização dos resultados da simulação pelos agentes de trânsito locais. Os cenários simulados incluem variação do sistema de precificação de corridas, presença de motoristas ou táxis autônomos, metas de tempo máximo de espera, etc.

(HÖRL; BECKER; AXHAUSEN, 2021) apresentou uma simulação onde indivíduos interagem com uma frota automatizada de táxis. O cenário da simulação é a cidade de Zurique. A relação entre níveis de demanda, preço das corridas e tempo de espera é explorada. Os autores assumem um sistema de precificação de corridas onde os custos operacionais do táxi são sempre cobertos. Os resultados mostram que frotas de pequeno porte afastam a demanda devido aos níveis piores de serviço, enquanto que frotas muito grandes resultam em custos maiores do serviço, que também acaba por afastar a demanda.

(LIANG et al., 2021) apresentou um serviço de atribuição de corridas cliente-táxi utilizando aprendizado de máquina e programação centralizada. Uma simulação é proposta utilizando o software MATLAB, tendo como cenário a cidade de Nova Iorque. São analisadas políticas de atribuição de corridas centralizadas e descentralizadas. Nos sistemas descentralizados as decisões dos taxistas são individualistas enquanto que o sistema centralizado busca agir de maneira ótima quando considerado o contexto global. Além disso, à medida que o número de táxis presentes na simulação aumenta, o lucro médio dos taxistas diminui.

Uma simulação com o intuito de avaliar o impacto da substituição dos táxis convencionais por Táxis Elétricos Autônomos (EAVs) foi proposta por (YANG; DONG, 2020). Os experimentos são feitos com base em um data-set da cidade de Shanghai. Os EAVs podem oferecer benefícios com relação ao táxi tradicional, dentre as maiores vantagens

estão a possibilidade de o veículo ir para o ponto de recarga ou para realizar manutenção sem a interferência humana. Além disso, os autores afirmam que sem o custo da mão de obra do taxista é provável que o serviço se torne mais barato. Taxistas necessitam de pausas para descanso entre turnos de trabalho, enquanto que o táxi autônomo pode operar por jornadas estendidas de 24 horas, fazendo com que seja possível diminuir o tamanho da frota de táxis para atender a mesma demanda.

Entre os motivos pela escolha do veículo elétrico estão a redução da emissão de gases poluentes e de ruídos que, devido as grandes distâncias viajadas pelos táxis, teriam grande influência em áreas densamente populadas. A estratégia de atribuição cliente-táxi utilizada para os EAVs é diferente dos táxis convencionais. Enquanto que para táxis convencionais a ordem de atribuição de corrida prioriza o taxista que está mais tempo parado, no EAV é priorizado o que está menos tempo parado. Como os EAVs precisam de tempo para recarregar, esta estratégia permite que a frota permaneça mais tempo parada possibilitando a recarga dos veículos. Os resultados do trabalho mostram que a substituição de táxis convencionais por EAVs permite uma redução de 30% no tamanho da frota.

O compartilhamento de corridas foi explorado em (ZENG et al., 2020). Um sistema de atribuição cliente-táxi que permite o compartilhamento das corridas é proposto. A simulação é feita com base nos dados de pedidos de corridas da cidade de Shenzhen na China. Os resultados mostram que o compartilhamento de corridas permite atender até 25% mais passageiros com a mesma frota. Além disso a distância viajada e o tempo de espera diminuem. Além disso 90% dos passageiros conseguiram algum desconto no valor a ser pago pela corrida. A distância total viajada e o consumo energético é menor para atender uma mesma demanda.

(LIU; LI; WU, 2020) apresentou um sistema de atribuição de corridas dinâmico. A simulação foi realizada com um dataset da cidade de Shengdu, China. Os resultados mostram que o sistema proposto reduziu em 4% a rejeição por pedidos de corridas e em 44% o tempo de espera quando comparado com outras estratégias no estado-da-arte.

(ZHENG; ZHANG; NIE, 2021) avaliou o impacto da pandemia no serviço de táxi. Os resultados mostraram que apesar de uma queda abrupta na demanda pelo serviço no início do lockdown, a demanda foi rapidamente reposta excedendo níveis pré-pandemia devido à políticas de incentivos adotadas pelo governo. Esses resultados sugerem que é importante um monitoramento contínuo do serviço de táxi para aplicar e ajustar políticas de incentivos. Além disso, em condições onde a demanda é severamente suprimida, os taxistas devem ser incentivados e auxiliados a adotar modos de controle de atribuição de corridas cliente-táxi que funcionem de forma mais centralizada. Ainda, segundo (ARNOTT, 1996), desde que o táxi colabore com a redução de veículos nas vias, deveria ser um serviço subsidiado para cobrir o tempo de ociosidade dos veículos.

Neste trabalho, é explorado o ganho do motorista de táxi. Em contraste com (ALAZAWI et al., 2018) e (SEGUIGASCO et al., 2019), que simulam o impacto do uso de veí-

culos compartilhados nas cidades, neste trabalho o motorista é o usuário do serviço. Aqui a simulação computacional é usada para investigar como diferentes parâmetros afetam os resultados esperados e o lucro dos taxistas.

Como (PERBOLI et al., 2017), este trabalho foca no lado do fornecedor do serviço. Diferentemente de (HÖRL; BECKER; AXHAUSEN, 2021), que assume que os custos operacionais do táxi são sempre cobertos pela receita, neste trabalho a viabilidade econômica do serviço de táxi é explorada. A rentabilidade do serviço de táxi é influenciada por diversos parâmetros e esta atividade nem sempre proporciona lucro para o taxista. Em particular, este trabalho se concentra no estudo do lucro equilibrado dos taxistas. A Tabela 2.1 apresenta a comparação entre os trabalhos relacionados mencionados neste capítulo. A tabela usa as abreviações *Aut.* para veículos autônomos e *Conv.* para veículos dirigidos por pessoas.

Para finalizar, um grande desafio deste trabalho é a indisponibilidade de dados. Tipicamente, para tornas as simulações mas realistas, são usados dados obtidos via sensores de tráfego. Entretanto, não há *dataset* disponível para o cenário considerado. Logo, a simulação aqui realizada precisou ser calibrada com informações disponíveis, encontradas no site da prefeitura e no noticiário online.

Tabela 2.1 – Comparação entre os trabalhos existentes na literatura.

Autores	Tipo de veículo	Cidade	Plataforma da simulação	Objetivo
Alazzawi et al. 2018	Aut. e Conv.	Milão	SUMO/TraCI	Eliminar congestionamentos utilizando táxis autônomos
Segui-Gasco et al. 2019	Aut.	Londres	MATSim/IMSim	Criar uma ferramenta para modelar frota de veículos compartilhados
Perboli et al. 2017	Conv.	Turim	Estatístico	Comparar custos entre serviços de compartilhamento e veículo particular
Li et al. 2017	Conv.	Nova York	Nenhum	Otimização eficiente de rotas
Zheng et al. 2021	Conv.	Shenzhen	Nenhum	Analisar o impacto do lockdown no serviço de táxi
Charlton et al. 2021	Aut. e Conv.	Alemanha	MATSim	Portal Web para analisar o fluxo dos táxis
Hori et al. 2021	Aut.	Zurique	MATSim	Sistema de precificação de táxi automatizado
Inturri et al. 2021	Conv.	Ragusa	NetLogo	Analisar sistema dinâmico de transporte público
Liang et al. 2021	Conv.	Nova Iorque	MATLAB	Apresenta um algoritmo de atribuição cliente-táxi com aprendizado de máquina
Yang et al. 2020	Aut.	Shanghai	Nenhum	Redução da frota pela substituição por táxis elétricos autônomos
Zeng et al. 2020	Aut.	Shenzhen	Nenhum	Compartilhamento de corridas e capacidade dos veículos
Liu et al. 2020	Conv.	Chengdu	Nenhum	Melhorar as estratégias do sistema de dispatch
Este trabalho	Conv.	Santa Maria	SUMO	Analisar o impacto do algoritmo de atribuição no lucro dos taxistas

Fonte: Próprio autor.

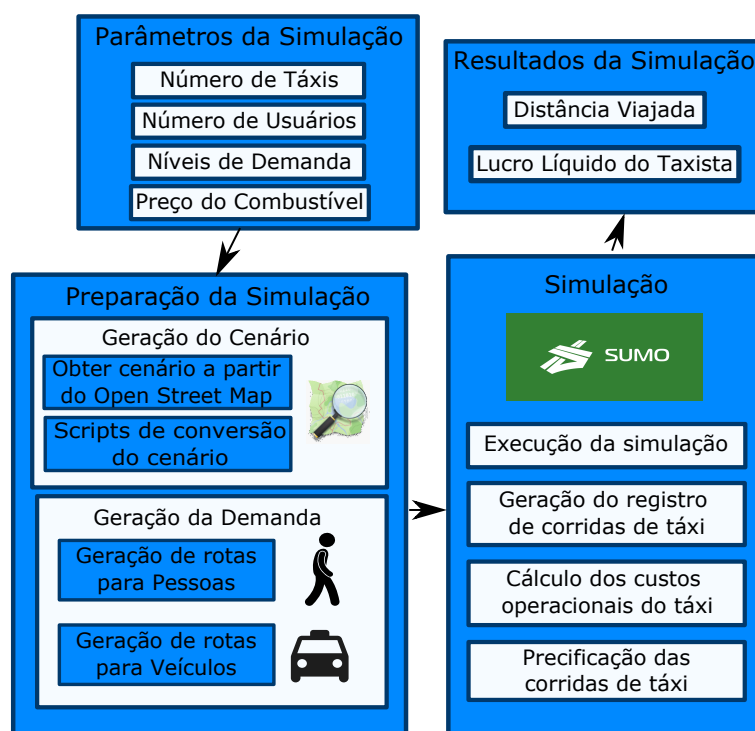
3 APRESENTAÇÃO DE PROPOSTA

Neste trabalho, o serviço de táxi é considerado em uma simulação para detalhar e avaliar o lucro dos taxistas para diferentes estratégias de atribuição de corridas. Os táxis publicam suas localizações em um sistema de informações e os clientes fazem as solicitações. O sistema aloca táxis de acordo com a localização dos clientes. Na sequência do texto, são detalhados a simulação e os algoritmos de atribuição cliente-táxi.

3.1 ESQUEMA DA SIMULAÇÃO

O esquema da simulação, implementado no simulador de tráfego SUMO (BEHRISCH et al., 2011), é ilustrado na Figura 3.1 e consiste em quatro partes principais: definição dos parâmetros, geração do cenário e da demanda, a simulação (propriamente dita) e resultados.

Figura 3.1 – Esquema da simulação.



Fonte: Próprio autor.

A definição dos parâmetros contempla a preparação da simulação com dados como o número de táxis e usuários presentes na simulação, a frequência de solicitação de corridas pelos clientes além dos custos operacionais como, por exemplo, o preço combustível.

A preparação da simulação consiste em gerar o cenário a ser simulado a partir de um recorte no mapa do Open Street Map¹, utilizando scripts de conversão. A partir deste cenário é gerada a demanda, com a criação de rotas para passageiros e veículos.

No que diz respeito à simulação, algumas informações de saída podem ser obtidas automaticamente pelo SUMO e incluem, por exemplo, a velocidade média do veículo. No entanto, algumas rotinas específicas foram codificadas, uma vez que o SUMO não implementa todas as rotinas necessárias exigidas no escopo deste trabalho.

Os resultados da simulação que são principalmente investigados em nosso cenário incluem:

- lucro bruto e líquido dos taxistas, com relação ao número de corridas,
- lucro bruto e líquido dos taxistas, em função do tipo de veículo (motor),
- lucro líquido dos taxistas para diferentes estratégias de atribuição cliente-táxi,
- distância viajada com passageiros para diferentes estratégias de atribuição cliente-táxi,
- percentual de utilização da frota, e
- emissão de gases poluentes.

Para resumir, a simulação desenvolvida recebe os dados dos arquivos de simulação e apresenta os valores resultantes que serão discutidos com mais detalhes na seção 4.

Os parâmetros da simulação foram definidos de acordo com dados disponíveis no mundo real para taxistas / táxis incluindo:

- número de táxis,
- número de usuários,
- níveis de demanda,
- preço do combustível.

Os valores de referência para os parâmetros da simulação são mostrados na Tabela 4.2. Esses valores influenciam diretamente no lucro do taxista:

- intensidade do fluxo de veículos no cenário a ser definido contando o número de veículos em um determinado intervalo de simulação,
- distância média percorrida, definida de acordo com o comportamento dos clientes daquela região, e

¹<https://www.openstreetmap.org>

- demanda por corridas, que pode ser calibrada a partir de informações da prefeitura.

Ao final da simulação, pode-se calcular o custo da viagem e, portanto, o lucro dos taxistas. O custo da viagem depende do período do dia e da distância percorrida pelo taxista.

3.2 ALGORITMOS ATRIBUIÇÃO CLIENTE-TÁXI

Quando um cliente deseja uma corrida de táxi ele precisa fazer um pedido para a central de táxi. Esse pedido tradicionalmente pode ser feito por telefone, e mais recentemente, o pedido pode ser feito por aplicativo diretamente de seu smartphone. Esse pedido que chega a central precisa então ser atribuído a algum táxi para que a corrida seja realizada. A esta ação de assimilar clientes e táxi denomina-se neste trabalho de **algoritmo de atribuição cliente-táxi**. A estratégia de atribuição utilizada neste algoritmo tem grande influência nos tempos de espera dos passageiros, na distância percorrida pelos táxis e também no lucro realizado pelos taxistas.

O simulador SUMO acompanha um serviço de *dispatch*, ou seja, de atribuição cliente-táxi. Quando habilitado, é possível escolher uma dentre quatro estratégias predefinidas para este serviço. No SUMO, o algoritmo é selecionado pela opção `-device.taxi.dispatch-algorithm ALGONAME`. É possível também utilizar um algoritmo próprio para controlar o serviço de *dispatch*, utilizando a interface TraCI. Neste caso, o SUMO mantém somente uma lista de reservas de viagens pendentes cujo algoritmo precisa associar a um táxi. A seguir são descritas as quatro estratégias que acompanham o SUMO²:

- Greedy (**greedy**): Atribui táxis aos clientes na ordem em que os pedidos por viagens são feitos. Uma lista de requisições de viagens é mantida para ranquear as solicitações e esta lista é respeitada. O táxi mais próximo em termos de tempo de viagem é escolhido para atender as viagens do ranking. Se a reserva da viagem é para o futuro, a viagem é postergada.
- Greedy Closest (**closest**): Para cada táxi disponível, o passageiro mais próximo em termos de tempo de viagem é atribuído ao táxi. O Greedy Closest, diferentemente do Greedy, não mantém a lista de solicitações. Quando um cliente solicita um táxi e tem o azar de não haver um táxi nas proximidades, o serviço passa a ser postergado. O cliente corre o risco de permanecer em espera indefinida. Novamente, como no Greedy, se a reserva da viagem é para o futuro, a viagem é postergada.
- Greedy Shared (**shared**): Semelhante ao algoritmo Greedy, mas com o diferencial de, sempre que possível, atender outros passageiros que estão esperando ao longo

²<https://sumo.dlr.de/docs/Simulation/Taxi.html>

da rota planejada para o primeiro passageiro. Após entregar o primeiro passageiro no seu destino, o algoritmo calcula a rota de destino do segundo passageiro a embarcar no táxi e assim por diante, até que todos os passageiros cheguem ao seu destino.

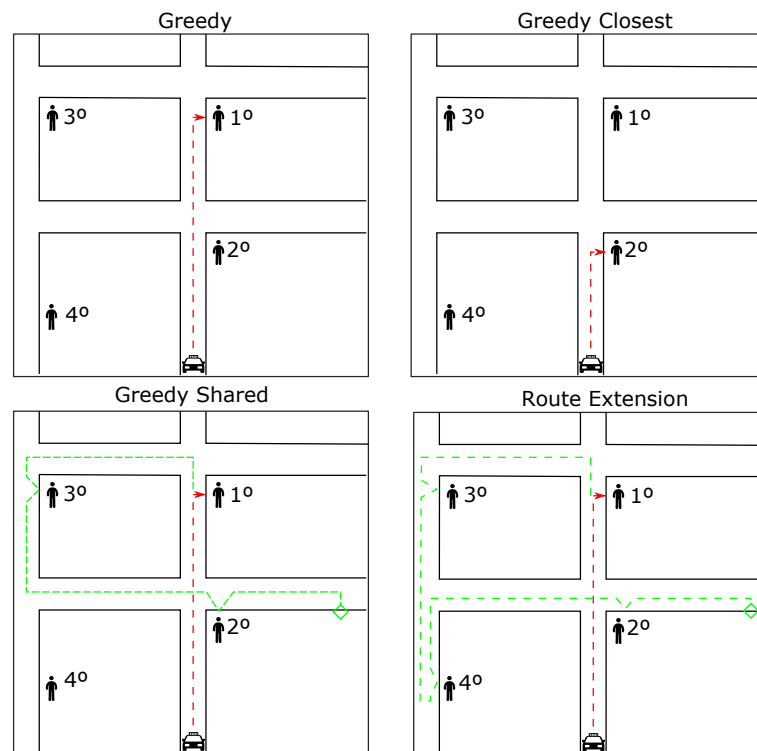
- **Route Extension (route)**: Similar ao Greedy Shared, com o diferencial de permitir que a rota do primeiro passageiro seja estendida além do trajeto inicial. Deste modo, o algoritmo permite que passageiros compartilhem o táxi para viagens com origens e destinos em regiões próximas, respeitando o limite máximo de passageiros do veículo (4 assentos).

A Figura 3.2 ilustra como ocorre o processo de atribuição entre clientes e táxis para cada um dos algoritmos descritos. Nesse cenário, há um táxi disponível e quatro clientes a espera de uma corrida, numerados segundo a ordem em que o pedido foi realizado para a central. O algoritmo Greedy prioriza a ordem em que o pedido foi feito, atribuindo o 1º cliente ao táxi. Já o algoritmo Greedy Closest prioriza a menor distância entre o cliente e o táxi, independente da ordem na lista de pedidos, atendendo assim o 2º cliente primeiro. O Greedy Shared, de maneira semelhante ao Greedy, atende o 1º cliente mas como esta estratégia permite compartilhar a corrida enquanto existirem assentos livres no veículo, coleta outros clientes que estão ao longo da rota do 1º cliente, neste caso atendendo também 3º e 2º clientes. O Route Extension atua de maneira semelhante ao Greedy Shared, mas como sua estratégia permite pequenos desvios na rota inicial para coletar outros clientes, é o único algoritmo que atende ao 4º cliente do exemplo ilustrado deste texto.

Neste exemplo, é evidente a influência do algoritmo no que diz respeito ao tempo de espera dos clientes, com estratégias que ignoram a lista de pedidos por corridas tendendo a oferecer maiores tempos de espera, enquanto que estratégias de compartilhamento de corridas podem resultar em tempos menores, justamente por coletar mais passageiros ao longo da mesma rota.

Outro aspecto que pode ser discutido aqui é a distância percorrida pelos táxis, onde para estratégias que atendem um cliente por corrida necessitarão percorrer maiores distâncias para atender a demanda quando comparados a estratégias de compartilhamento de corridas. Essa distância adicional resulta em um número maior de veículos nas vias, mais congestionamentos, maior consumo de combustível e consequentemente maior emissão de gases poluentes.

Figura 3.2 – Processo de atribuição entre clientes e táxis para cada um dos algoritmos descritos.



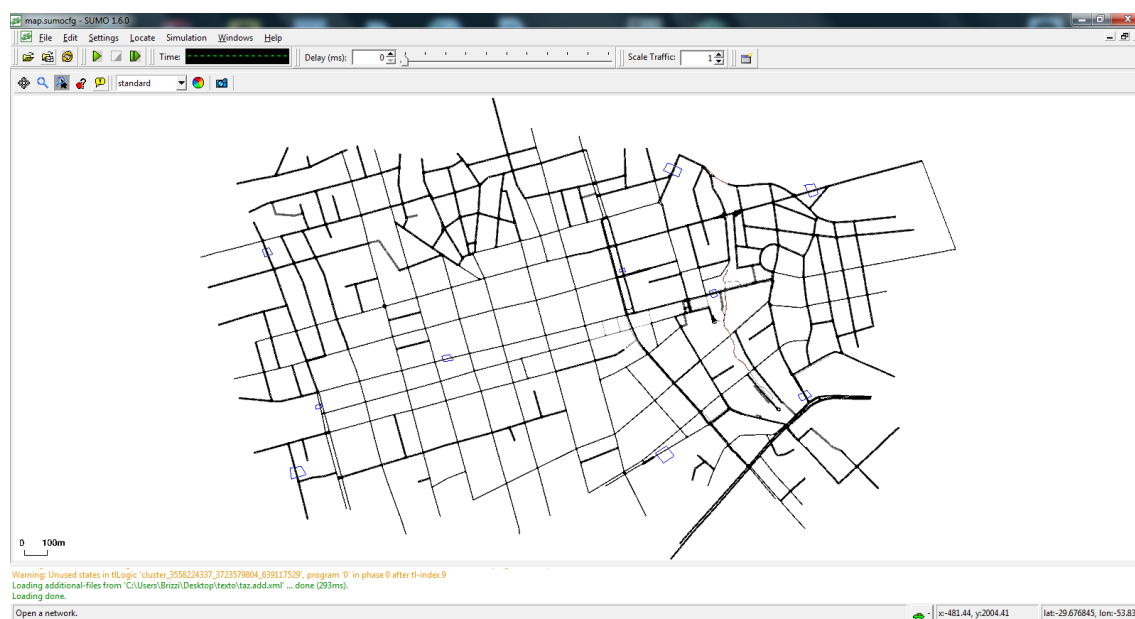
Fonte: Próprio autor.

4 EXPERIMENTOS REALIZADOS

Para a realização da simulação foi utilizado o software SUMO (BEHRISCH et al., 2011), cuja sigla traduzida do inglês significa **Simulador de MObilidade Urbana**. O SUMO é um simulador livre e de código aberto que para a simulação de transporte intermodal incluindo pedestres, ou seja, permite a escolha dentre os meios de transporte disponíveis para a pessoa completar o seu deslocamento, seja a pé, de carro ou por meio do transporte público. Além disso, acompanha uma série de ferramentas que auxiliam a preparação da simulação. Neste trabalho, são usadas as ferramentas Nedit para a criação do cenário e randomTrips.py para a geração da demanda.

A Figura 4.1 apresenta uma captura de tela da interface gráfica do simulador SUMO. Ao centro é exibido o cenário a ser simulado. Na parte inferior existe uma caixa de diálogo que apresenta o *log* da simulação, com avisos e erros que interrompem o processo. Na parte superior existem ainda ferramentas que possibilitam dar início e fim a simulação, avançar por etapas, acompanhar o comportamento de veículos e pedestres, além de informações ao longo da simulação sobre as vias e interseções. É possível ainda executar as simulações sem a interface gráfica, sendo que, deste modo, as simulações geralmente são executadas em menor tempo. Entretanto, a interface gráfica se mostra útil para a observar o comportamento dos elementos que compõem a simulação.

Figura 4.1 – Captura de tela da interface gráfica do SUMO.



Fonte: Próprio autor.

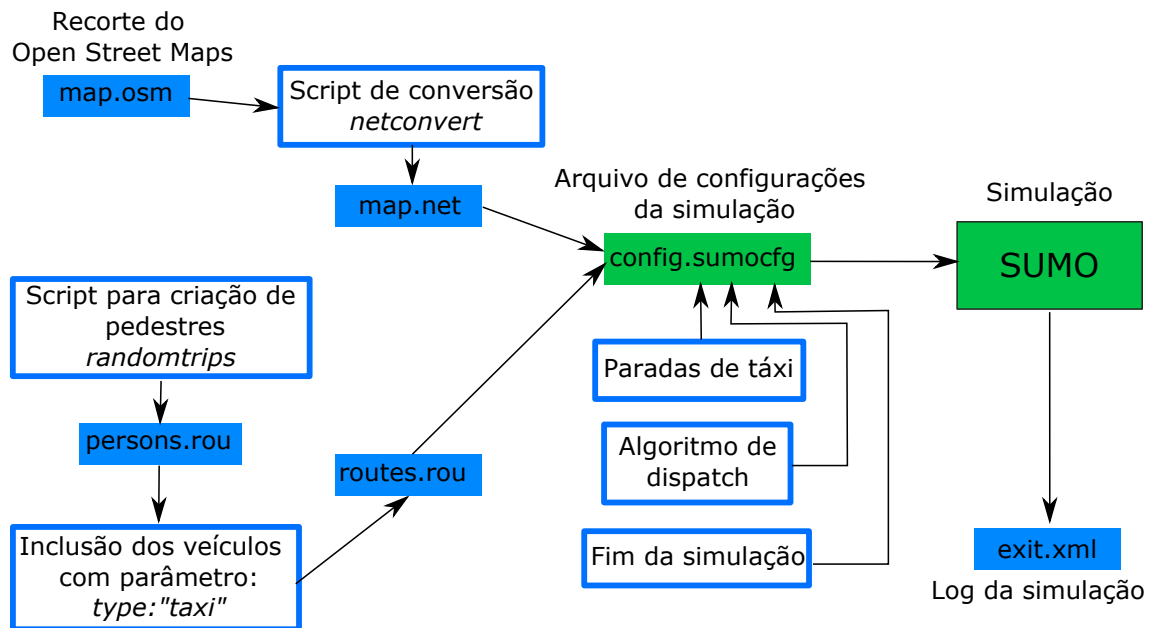
A simulação é composta de vários arquivos, cada qual com seu propósito específico. Essa divisão facilita a construção da simulação pois possibilita editar partes específi-

cas, como por exemplo a alteração das rotas. Um esquema com os arquivos que compõem a simulação no SUMO é apresentado na Figura 4.2.

O arquivo `map.net` contém o cenário da simulação, que contempla as ruas, calçadas, ciclovias, ferrovias, interseções, semáforos, etc. O arquivo `routes.rou` contém os veículos que participam da simulação, como carros, táxis e ônibus, também contém a lista de viagens (*trips*) ou rotas (*routes*) tanto para pedestres quanto para veículos. O que diferencia uma viagem de uma rota é a especificação do caminho a ser percorrido. Enquanto na rota são listados todos os *edges* (porção de uma via) que um veículo ou pedestre deve percorrer, na viagem é especificado somente o *edge* de origem e o de destino. É deste modo que o `intermodalRouting` participa do processo de escolha da rota para estas viagens.

O arquivo `config.sumocfg` é o que é carregado no simulador. Este arquivo contém a localização do arquivo com o cenário `map.net` e das rotas `routes.rou`. Além disso, são definidos nesse arquivo parâmetros como o início e o fim da simulação e o algoritmo de *dispatch*. Ao final da simulação, o SUMO gera um arquivo `exit.xml` com os resultados como a distância percorrida para cada pedestre e veículo inserido na simulação.

Figura 4.2 – Esquema com os arquivos que compõem a simulação.



Fonte: Próprio autor.

4.1 DESCRIÇÃO DO CENÁRIO ESCOLHIDO

O cenário escolhido para a simulação é um recorte do centro da cidade de Santa Maria. Nesta porção da cidade há um intenso fluxo de pedestres e veículos e, consequen-

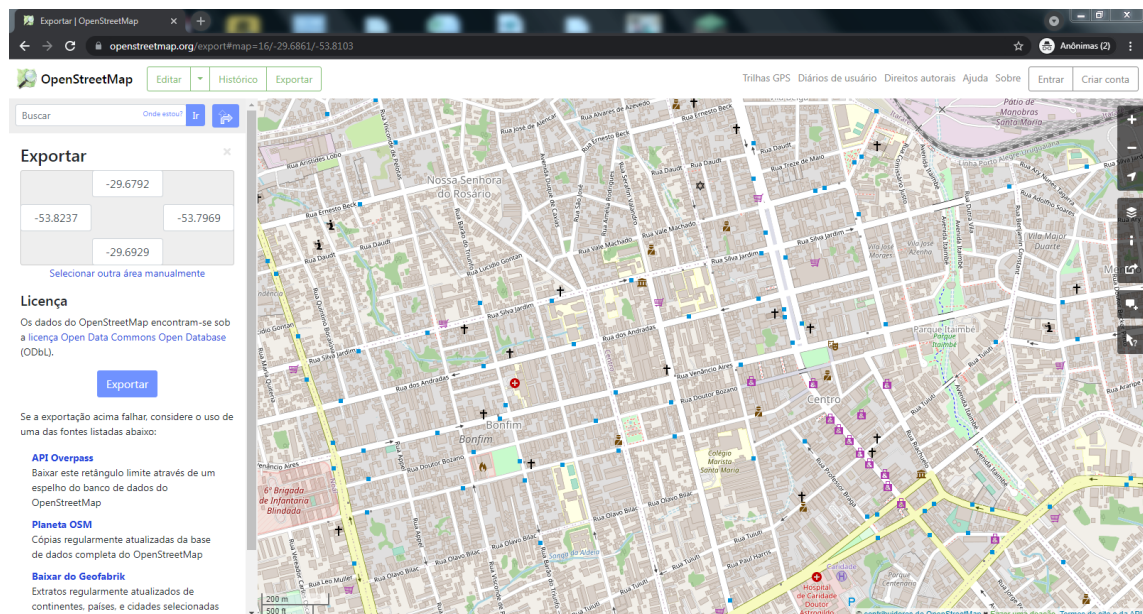
temente, maior demanda pelo transporte desses pedestres, inclusive por corridas de táxi. Neste cenário, as interseções de vias podem ser organizadas por placas de Pare ou por semáforos. A velocidade máxima das vias varia, sendo que em avenidas principais o limite é de 50 quilômetros por hora e em ruas locais ou próximas a escolas o limite é de 30 quilômetros por hora. Existem 14 pontos de táxi nesta porção da cidade, distribuídos em locais onde há maior circulação de pedestres. Assume-se que metade desses pontos tem 2 táxis e a outra metade tem 3 táxis, resultando em um total de 35 táxis na simulação.

A Figura 4.5 apresenta a captura de tela com o ambiente de simulação no SUMO e o mapa de Santa Maria. Na figura, os diamantes em vermelho representam os pontos de táxi. Adicionalmente nesta figura estão representados por quadrados em azul os pontos de origem e destino das corridas de táxi, estes pontos foram escolhidos manualmente para esta simulação.

4.2 GERAÇÃO DO CENÁRIO

A geração do cenário é feita a partir de um recorte realizado pela ferramenta de exportação da página Web do OpenStreetMaps. A Figura 4.3 apresenta uma captura de tela desta etapa do processo de geração do cenário. O cenário escolhido deve ser centralizado na tela e ao clicar no botão exportar um arquivo com a extensão .osm é criado e baixado para o computador.

Figura 4.3 – Captura de tela da exportação do mapa no OpenStreetMaps.



Fonte: Próprio autor.

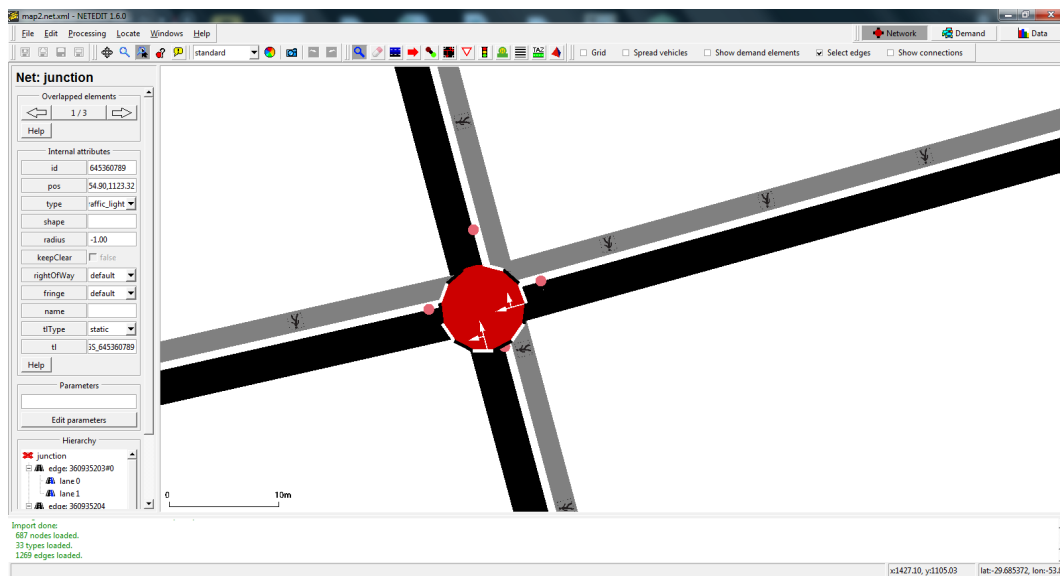
Em seguida este arquivo precisa ser convertido para um formato que o simulador

SUMO possa interpretar. A ferramenta Netedit, que acompanha o SUMO, realiza esta conversão. O arquivo .osm é carregado no Netedit e o processo de conversão para o formato .net.xml é feito automaticamente. Também podem ser incluídas neste processo opções como, por exemplo, gerar o passeio para pedestres ao longo das vias e gerar semáforos nas interseções de vias.

Em geral o processo de conversão ocorre de maneira satisfatória, contudo, para este cenário em questão, após a conversão foram necessários pequenos ajustes para resolver erros no mapa, que podem resultar na interrupção da simulação pelo SUMO. Estes ajustes são realizados manualmente e consistem em conectar junções (final de uma via) que estão em aberto ou eliminar pistas de uma via que foram criadas a mais.

A Figura 4.4 apresenta uma captura de tela da interface da ferramenta Netedit. Nesta captura de tela está centralizada uma junção do cenário, representada pelo círculo vermelho, e à esquerda são exibidos seus atributos, neste caso a interseção é controlada por um semáforo. Em preto são as ruas por onde circulam os veículos e em cinza as calçadas por onde os passageiros andam.

Figura 4.4 – Captura de tela com a interface de edição do cenário do Netedit.



Fonte: Próprio autor.

4.3 GERAÇÃO DE DEMANDA

A geração de demanda da simulação é feita em duas etapas distintas. Primeiramente são geradas as pessoas (demanda) de maneira automatizada e em seguida ocorre o processo de inclusão manual dos táxis no arquivo de rotas. Cada etapa do processo é explicada detalhadamente a seguir.

Figura 4.5 – Captura de tela com o ambiente de simulação no SUMO e o mapa de Santa Maria. Cada diamante vermelho representa uma estação de táxi. Cada quadrado azul representa um ponto de embarque ou desembarque, escolhido manualmente para esta simulação.



Fonte: Próprio autor.

4.3.1 Geração de Pessoas

Neste trabalho as viagens dos clientes são modeladas através do IntermodalRouting do SUMO. Nesse modo de gerenciamento de rotas existem pessoas e trips. As trips são deslocamentos de um ponto a outro do mapa. Para realizar este deslocamento as pessoas podem utilizar os meios de transporte disponíveis na simulação, podendo efetuar o trajeto a pé, de carro ou por transporte público. Nessa simulação a geração da demanda dos clientes é feita a partir do script que acompanha o SUMO `randomTrips.py`.

O script `randomTrips.py` gera um conjunto de trips dado um certo cenário. Isso é feito a partir da escolha de um edge de origem e um edge de destino da trip, processo que é feito de maneira aleatória. Os resultados são armazenados em um arquivo `.trips.xml`. A geração das viagens é distribuída uniformemente durante o tempo de simulação, sendo possível escolher o tempo de início das viagens com a opção `-b xx segundos` e o tempo em que as viagens param de ser geradas com a opção `-e xx segundos`. É importante destacar que este script não checa se o destino pode ser alcançado, isso é feito pelo router, e caso não seja possível encontrar uma rota para o percurso a viagem é descartada. Para que sejam geradas somente trips válidas é possível selecionar a opção `-validate`, que chama em segundo plano a ferramenta `duarouter` que fará a conversão de trips em routes e fará o descarte das trips desconectadas, em seguida convertendo de volta para trips. Para que sejam geradas trips de pessoas a opção `-persontrips` precisa ser habilitada.

São gerados quatro níveis de demanda com o objetivo de analisar o serviço de táxi para diferentes cenários. A demanda é uniformemente distribuída pelo script `random-`

Trips.py. São simuladas 8 horas de serviço de táxi. O número total de viagens geradas é função do número médio de corridas por táxi da simulação. A Equação 4.1 apresenta o cálculo do número total de corridas N_c . Os quatro cenários escolhidos para serem analisados são de 5, 10, 20 e 30 corridas diárias em média por táxi, representado por D. O número de táxis T que participam da simulação é 35.

$$N_c = T \cdot D \quad (4.1)$$

A taxa de inserção T_i que determina qual o intervalo de tempo, em segundos, entre pessoas sendo inseridas na simulação pode ser calculada pela Equação 4.2, onde E representa a duração total da simulação, nesse caso 28.800 segundos.

$$T_i = \frac{E}{N_c} \quad (4.2)$$

A Tabela 4.1 apresenta os parâmetros utilizados na geração da demanda, apresentando o número total de corridas (N_c) geradas e a taxa de inserção (T_i) para os níveis de demanda gerados.

Tabela 4.1 – Parâmetros utilizados na geração da demanda.

Média de corridas por táxi (D)	Número total de trips (N_c)	Taxa de inserção (T_i)(s)
5	175	165
10	350	82
20	700	41
30	1050	27

Fonte: Próprio autor.

4.3.2 Geração dos táxis

Para que o SUMO execute um serviço de central de táxi e associe automaticamente os táxis para atender os clientes é necessário iniciar o serviço através do atributo: `<device.taxi.dispatch-algorithm value="ALGORITMO"/>`, onde no lugar da palavra ALGORITMO deve ser colocado o nome do algoritmo de atribuição cliente táxi desejado. Este atributo é inserido no arquivo .sumocfg e gerencia a lista de pedidos por corridas segundo a estratégia do algoritmo predefinido escolhido (seção 3.2). Para adicionar um táxi a simulação é necessário inserir um veículo com o atributo `vClass= "taxi"` no arquivo de rotas. Isso fará com que o veículo passe a funcionar como um táxi. Para esta simulação, como o número de táxis é definido (35 táxis) e deseja-se monitorar o comportamento de cada um deles, a inserção dos veículos no arquivo de rotas é feita de modo manual.

Outros veículos (ônibus, caminhões e veículos particulares) não são inseridos na

simulação, mas o efeito desses veículos no comportamento do tráfego durante a simulação se deve à limitação de velocidade configurada que o táxi pode desenvolver na cidade.

4.4 PARÂMETROS DE SIMULAÇÃO E LUCRO DOS TAXISTAS

Na simulação, os táxis são configurados para funcionar das 8h00 às 16h00. Assim, considera-se que cada serviço de táxi possa operar com três turnos de taxistas por dia, e cada turno tem a duração de 8 horas. Cada etapa da simulação representa um segundo de tempo, então o número total de etapas na simulação é 28.800 (ou seja, 8 horas de simulação). A simulação foi executada quatro vezes para cada algoritmo de atribuição cliente-táxi, cada vez com uma demanda média de corridas de táxi (ou seja, 5, 10, 20 e 30 corridas/dia em média por táxi). Esses valores para o número de execuções foram escolhidos para apenas 5 execuções por dia por taxista para refletir um cenário de confinamento devido à nova pandemia de coronavírus, por exemplo, e 30 execuções seria um cenário mais otimista. O número de clientes em cada simulação é modelado de forma a criar um número médio de corridas por táxi em cada simulação. Para efeito de simulação, é considerada uma frota de veículos padronizada.

Os parâmetros de simulação são resumidos na Tabela 4.2. Uma corrida de táxi começa com um valor B_0 . O custo por quilometro percorrido é definido pela bandeira B_i , no qual $i = \{1, 2\}$, dados o dia da semana e a hora. Os valores cobrados pelos taxistas são estipulados pela prefeitura (ARAUJO, 2020). As despesas do taxista também incluem o consumo de combustível por litro C , o custo de manutenção por quilômetro percorrido M , despesas de seguro I e aluguel do veículo P .

Tabela 4.2 – Parâmetros da simulação.

Parâmetro	Descrição	Valor
B_0	bandeirada	5,64 BRL
B_1	bandeira 1	3,36 BRL/km
B_2	bandeira 2	4,03 BRL/km
G	preço do combustível	4,50 BRL/L
C	taxa de consumo de combustível	10 km/L
M	manutenção do veículo	0,20 BRL/km
I	seguro anual	2.000,00 BRL
P	aluguel do veículo (mensal)	600,00 BRL
v	velocidade média	36 km/h

Fonte: Próprio autor.

Para a associação cliente-táxi, foram usados quatro algoritmos disponíveis no SUMO versão 1.9.0. Após a execução da simulação com os diferentes algoritmos, foi calculado o lucro bruto médio obtido pelos taxistas durante 8 horas de trabalho, usando a Equação 4.3

para calcular o Lucro Bruto individual (LB) de cada taxista:

$$LB = R \cdot B_0 + D_t \cdot B_i, \quad (4.3)$$

onde R representa o número de corridas realizadas e D_t é a distância total percorrida (km). Também foi calculado o Lucro Líquido (LL) por taxista, usando a Equação 4.4, que é obtido subtraindo as despesas com o veículo do valor bruto, dado por:

$$LL = LB - D_t \cdot \frac{G}{C} - \frac{P}{30} - \frac{I}{365}. \quad (4.4)$$

A seguir, são discutidos os resultados da simulação do cálculo do LB e LL para os taxistas.

5 ANÁLISE DE EXPERIMENTOS

Nesta seção, é discutida a análise dos experimentos. Inicialmente, é avaliado o lucro dos taxistas em diferentes cenários de demanda usando o algoritmo Greedy Closest. Este algoritmo foi escolhido devido a sua similaridade com a estratégia de atribuição de corridas no cenário real considerado, onde o táxi que está mais próximo ao cliente atende a solicitação. Em seguida, o LL é comparado para diferentes fontes de energia do veículo. Os algoritmos de atribuição de corridas que acompanham o SUMO são analisados para o LL médio, desvio padrão do LL, distância percorrida pelos táxis enquanto ocupados com passageiros, o percentual de utilização da frota, e emissões de CO₂ pela frota e por corrida realizada.

5.1 EXPERIMENTOS PARA O ALGORITMO GREEDY CLOSEST

Neste experimento, é avaliado o lucro dos taxistas em diferentes cenários na Cidade de Santa Maria, do pessimista ao mais otimista. O cenário mais pessimista tem poucas corridas e o cenário mais otimista tem maior demanda por corridas. O algoritmo de atribuição cliente-táxi utilizado nestes primeiros experimentos é o Greedy Closest. A Tabela 5.1 mostra os resultados da simulação para a distância média percorrida com clientes e distância média total, por taxista, dadas as diferentes quantidades de viagens de táxi.

Tabela 5.1 – Distância média percorrida com clientes e distância média total, por taxista.

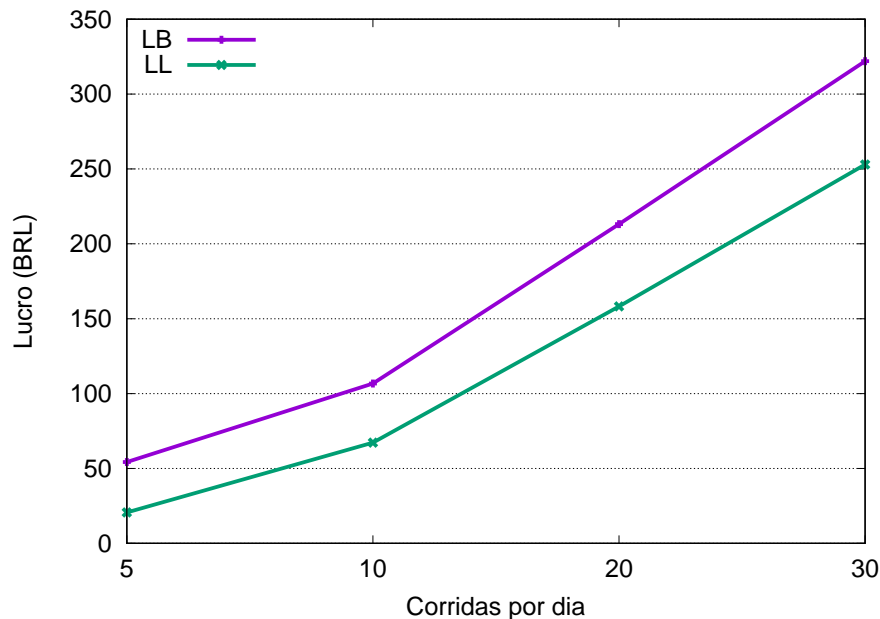
Corridas de táxi (R)	Distância média com clientes (km)	Distância média total (km)
5	7.7	12.6
10	14.9	21.5
20	29.8	45.5
30	45.2	65.8

Fonte: Próprio autor.

Em nossa simulação, a distância média percorrida em cada viagem é de 1,5 km. No cenário mais pessimista (5 corridas), o taxista dirige apenas 12,6 km por dia, e no cenário mais otimista, o taxista dirige 65,8 km por dia. Considerando os dois cenários (pessimista e otimista), a Figura 5.1 mostra os valores médios para o LB e LL obtido pelos taxistas por dia em função do número de corridas realizadas.

O LL obtido pelo taxista com a prestação do serviço de táxi durante um mês inteiro é apresentada na Figura 5.2. O LL mensal pode ser considerado o salário do taxista, já livre dos custos com o veículo. São consideradas quatro possíveis jornadas de trabalho, com 4, 6, 8 e 10 horas trabalhadas por dia. É claro que quanto mais o taxista trabalha,

Figura 5.1 – Valores para LB e LL obtidos no experimento usando os parâmetros descritos na Tabela 4.2.



Fonte: Próprio autor.

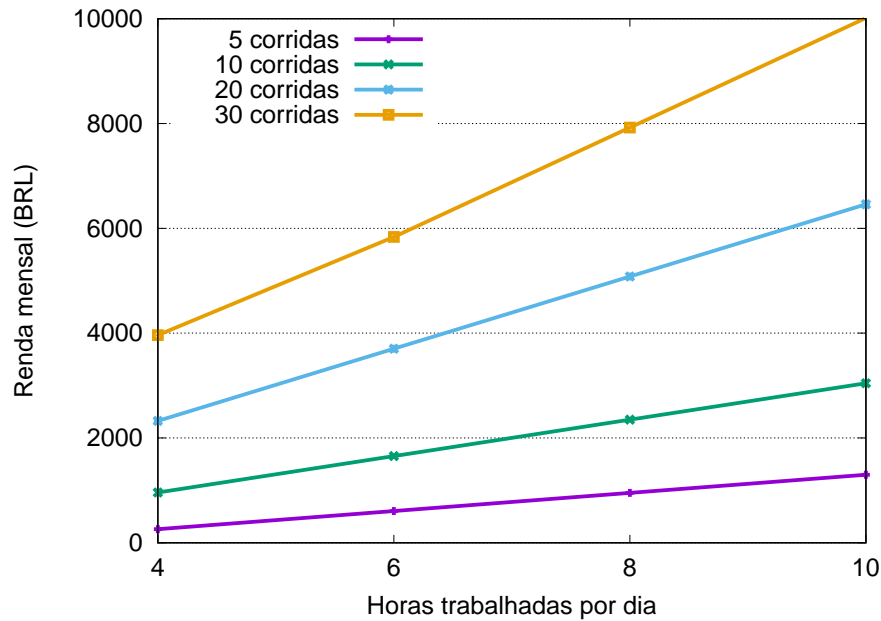
mais ganha. No entanto, a quantidade de corridas é um fator que limita o lucro do taxista, pois os motoristas passam grande parte do tempo ociosos.

A partir dos resultados da simulação representados nas Figuras 5.1 e 5.2, conclui-se que é impraticável fornecer serviço de táxi em cenários onde a demanda por corridas de táxi é de 5 corridas diárias. Apenas 5 corridas resultam em um ganho mensal de R\$ 952,24, inferior ao salário mínimo atualmente em vigor pela legislação brasileira, atendendo a lei N. 14.013 (Brasil, 2020), que é de R\$ 1.045,00. Em contrapartida, se o taxista trabalha em períodos com demandas de 10 corridas diárias, é possível garantir ao taxista um lucro acima do salário mínimo trabalhando apenas 4 horas por dia.

Diante desses resultados, é importante destacar a importância de equilibrar a quantidade de licenças permitidas pela prefeitura e a demanda, de forma a garantir um número suficiente de táxis para atender os passageiros e permitir que a atividade continue lucrativa para os taxistas. É importante observar também que em cenários pessimistas, como os de lockdown, por exemplo, incentivos do governo precisam ser considerados para os prestadores de serviço de táxi.

Outra observação importante é sobre o desvio padrão que foi calculado para o lucro dos taxistas. Nos experimentos, o desvio foi bastante alto, pois o algoritmo de roteamento sempre acaba escolhendo os mesmos táxis que estão mais próximos dos passageiros enquanto os outros táxis dificilmente conseguem corridas. Para cenários de alta demanda, há uma maior rotatividade entre os táxis e os pontos de origem e destino do cliente.

Figura 5.2 – LL mensal em função de horas trabalhadas por dia pelo taxista.



Fonte: Próprio autor.

5.2 EXPERIMENTOS DA SIMULAÇÃO EM RELAÇÃO À FONTE DE ENERGIA DO VEÍCULO

Além da demanda, outro fator que impacta o lucro dos taxistas é a fonte de energia do veículo. Aqui, são considerados três tipos de veículos, de acordo com as fontes de energia:

- veículos de combustível flexível (flex), que são capazes de funcionar com gasolina e etanol,
- veículos bicombustível, cujos motores são capazes de funcionar com dois combustíveis: um motor de combustão interna (com gasolina ou diesel) e o outro combustível alternativo, como gás natural (GNV), e
- veículos elétricos, que são recarregados pela rede de energia elétrica.

Para manter o veículo em boas condições, o taxista troca seu veículo por um novo a cada 5 anos. Partindo do pressuposto de que o taxista possui um veículo flex que está completando 5 anos de uso e precisa trocar por um novo, ele pode escolher entre os três tipos de veículos citados acima.

Para a aquisição de um veículo novo, considera-se que o atual veículo do taxista vale 30.000,00 BRL, que é utilizado como valor de entrada para o financiamento. A taxa de financiamento é de 1% ao mês em média e o prazo de financiamento é de 60 meses. Ressalta-se que, no Brasil, os veículos novos adquiridos por taxistas contam com incentivos fiscais que resultam em um valor até 30% inferior ao pago por um consumidor comum.

Tabela 5.2 – Custo estimado de aquisição do veículo (por tipo) levando em conta o período de financiamento de 60 meses, com entrada no valor de 30.000,00 BLR e taxa de juros de 1% ao mês. Valores referentes a outubro de 2020.

Tipo de veículo	Preço final (BRL)	Prestação (BRL)
Elétrico	98.000,00	1.500,00
Flex	42.000,00	267,00
GNV	47.000,00	378,00

Fonte: Próprio autor.

Também considera-se que, no caso do GNV como fonte de energia, normalmente, um kit de conversão é instalado no táxi e permite que um veículo originalmente flex seja abastecido com GNV. O custo de instalação de um kit GNV em um veículo é de 5.000,00 BRL em média.

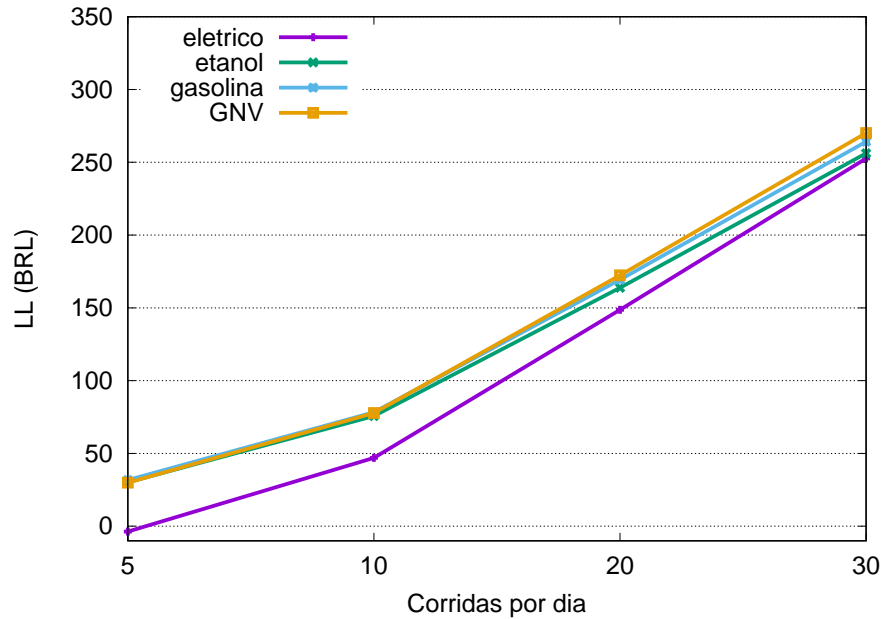
Para os veículos flex, foi considerado o preço do Renault Logan com preço final de 42.000,00 BRL, apresentado pelo site da fabricante, para venda com isenção para taxistas. A prestação estimada para este veículo é de 267,00 BRL. Para a aquisição de um veículo flex juntamente com um kit GNV, o valor final é de 47.000,00 BRL resultando em uma prestação de 378,00 BRL. O veículo elétrico escolhido para a simulação foi o de menor valor encontrado à venda atualmente no Brasil, o JAC iEV20, com preço final de 98.000,00 BRL. A prestação estimada para a aquisição deste veículo é de 1.500,00 BRL. A Tabela 5.2 apresenta o custo estimado de aquisição para cada tipo de veículo. O preço de cada um dos veículos apresentados está de acordo com o anunciado no site dos fabricantes em um levantamento feito em outubro de 2020, considerando uma isenção de 30% do valor para os taxistas.

A escolha do tipo de veículo para maximizar o lucro do taxista deve levar em consideração o custo de aquisição e o custo por quilômetro rodado. Tabela 5.3 apresenta os parâmetros considerados para realizar o cálculo do custo por quilômetro para cada tipo de veículo. Os valores de consumo dos veículos elétricos considerados aqui são baseados na literatura (BESSELINK et al., 2011). O preço do combustível aqui utilizado é baseado na pesquisa nacional de preços realizada pela Agência Nacional do Petróleo¹, referente a outubro de 2020.

Em geral, os veículos com combustível flexível apresentam maiores custos de manutenção quando comparados aos veículos elétricos (ALEXANDER; DAVIS, 2013). Em contrapartida, os veículos elétricos apresentam um custo de aquisição consideravelmente maior quando comparados aos veículos com motores de combustão interna. O valor total por quilômetro rodado T é obtido pela Equação 5.1 onde P é o preço do combustível ou energia utilizada pelo veículo, C é o consumo específico do veículo e M é o custo de

¹<http://preco.anp.gov.br>

Figura 5.3 – LL dos taxistas em relação à fonte de energia do táxi.



Fonte: Próprio autor.

manutenção por quilômetro rodado:

$$T = \frac{P}{C} + M. \quad (5.1)$$

Tabela 5.3 – Parâmetros considerados para realizar o cálculo do custo por quilômetro rodado para cada tipo de veículo.

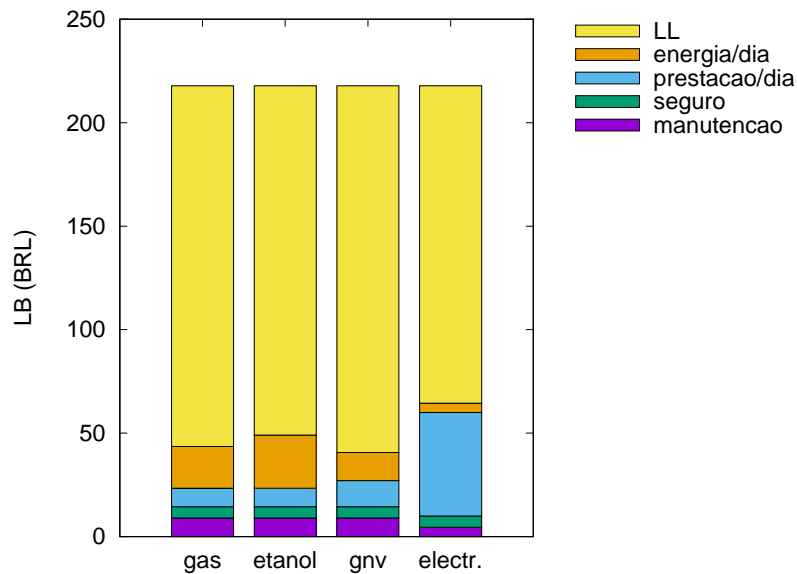
Tipo de Veículo	Preço (P)	Consumo (C)	Manutenção (BRL/km) (M)	Total (BRL/km)(T)
Elétrico	0.50 (BRL/kWh)	5 (km/kWh)	0.10	0.20
Flex (etanol)	4.00 (BRL/L)	7.0 (km/L)	0.20	0.77
Flex (gasolina)	4.50 (BRL/L)	10.0 (km/L)	0.20	0.65
GNV	3.72 (BRL/m ³)	12.3 (km/m ³)	0.20	0.50

Fonte: Próprio autor.

A Figura 5.3 mostra os resultados da simulação para o LL dos taxistas com base na fonte de energia. Dentre as fontes de energia analisadas, o GNV maximiza o LL dos taxistas nos cenários de 20 e 30 corridas diárias de táxi e empata com a gasolina no cenário de 10 corridas. Para 5 corridas diárias, a gasolina proporciona o maior lucro, sendo o GNV afetado neste cenário pelo custo de instalação do kit de conversão, que se reflete em uma parcela maior. Embora o etanol tenha um custo por litro inferior ao da gasolina, sua autonomia resultou em um LL menor do que a gasolina em todos os cenários.

Conforme observado nos experimentos, o uso de veículos elétricos não traz lucro

Figura 5.4 – Composição do LB do taxista para um cenário de 20 corridas diárias com o algoritmo Greedy Closest.



Fonte: Próprio autor.

para os taxistas quando são apenas 5 corridas diárias, mas à medida que aumenta o número de corridas diárias, diminui a diferença do lucro em relação às demais energias. Com 30 viagens diárias, o veículo elétrico oferece lucro semelhante a um veículo a etanol. Embora tenha o menor custo por km percorrido entre todas as energias consideradas, o veículo elétrico ainda apresenta alto custo de aquisição que acarreta grandes despesas fixas, prejudicando os ganhos do taxista.

A composição do LB do taxista para os diferentes tipos de veículo é apresentada na Figura 5.4. A comparação é realizada em um cenário de 20 corridas diárias utilizando o algoritmo Greedy Closest. É evidente que o veículo elétrico tem custos inferiores com conservação e energia, mas o alto custo de aquisição tem um peso muito grande nas despesas, diminuindo o LL do taxista. Entre os veículos a combustão, o que se destaca pela menor porção do LB comprometida com despesas é o GNV.

5.3 ANÁLISE DOS ALGORITMOS DE ATRIBUIÇÃO

Neste trabalho, foram avaliados diferentes algoritmos de atribuição cliente-táxi disponíveis no SUMO. A ideia é verificar se existe algum algoritmo justo e que forneça um equilíbrio de ganho entre os taxistas e que permita um lucro adequado aos taxistas. Na sequência do texto, são reportados os resultados dos experimentos realizados. De forma mais específica, foi avaliado o LL médio por táxi, o desvio padrão do LL médio por táxi, a distância média percorrida por táxi ocupado com passageiros, o percentual de ocupação

da frota e a emissão de gases poluentes.

A Figura 5.5 apresenta o LL médio por táxi para cada um dos algoritmos simulados. O gráfico da Figura 5.6 apresenta o desvio padrão percentual para cada ponto do gráfico da Figura 5.5. Combinando as informações dos dois gráficos, obtém-se o lucro médio dos taxistas por dia e qual foi a variação deste lucro. Essa variação entre os lucros individuais de cada táxi determina a característica de justiça do algoritmo analisado.

Como cada táxi possui uma concessão que garante os mesmos direitos que seus semelhantes, o ideal seria que cada um deles recebesse um número similar de pedidos por corridas e conseqüentemente obtenha um lucro semelhante aos demais. Apesar disso, cada táxi é designado a um ponto de táxi específico e pela diferença geográfica no movimento de passageiros em torno destas regiões gera-se uma diferença na demanda percebida por cada táxi. Foi considerada para esta análise que um algoritmo mais justo seria aquele que consegue contornar o problema das diferentes demandas em torno dos pontos de táxi e que proporciona um LL com menor variação para os taxistas.

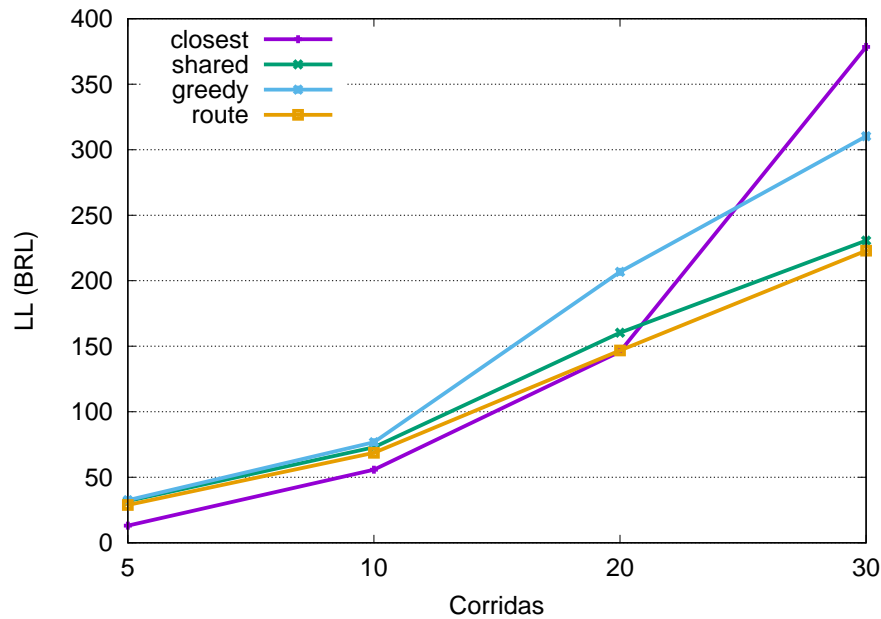
De acordo com os valores descritos nos gráficos das Figuras 5.5 e 5.6, o algoritmo que apresenta a maior variação no LL é o Greedy Closest (closest), tendo o menor valor de LL de todos no cenário de 5 corridas e o maior valor de todos no cenário de 30 corridas.

Este comportamento pode ser explicado pela atribuição de corridas de um modo desigual entre os táxis, onde apenas os táxis próximos aos pontos mais movimentados conseguem corridas, enquanto que os táxis situados em regiões de menor movimento de passageiros realizam um número muito inferior de corridas. Esta situação de desigualdade entre os taxistas é agravada com cenários onde a demanda por corridas é muito pequena como, por exemplo, 5 corridas diárias por táxi. Já em cenários de demanda mais alta como, por exemplo, 30 corridas diárias, a estratégia do Greedy Closest (closest) supera a dos demais com relação ao LL médio, onde o fato de atribuir o táxi mais próximo ao passageiro se torna mais vantajoso, gerando mais lucro sem prejudicar a igualdade entre os táxis.

O algoritmo Route Extension (route) proporciona o LL médio com o comportamento mais estável nos diferentes cenários de demanda simulados. O fato do algoritmo permitir estender a rota original do primeiro passageiro para atender a mais passageiros simultaneamente, acaba por limitar o LL médio dos táxis, principalmente em cenários de alta demanda. Ao transportar mais de um passageiro ao mesmo tempo, o taxista não percorre o trajeto com apenas um passageiro e, conseqüentemente, não cobra individualmente pela viagem. Corridas compartilhadas podem resultar em menor lucro para o taxista. Apesar disso, o LL cresce com o aumento do número de corridas, ao mesmo tempo que o desvio padrão diminui, caracterizando um algoritmo mais justo dentre os analisados.

Finalmente, os experimentos aqui realizados evidenciam que algoritmos com corridas compartilhadas reduzem o LL dos taxistas mas deixam a distribuição de lucro mais justa.

Figura 5.5 – LL médio para os algoritmos analisados.



Fonte: Próprio autor.

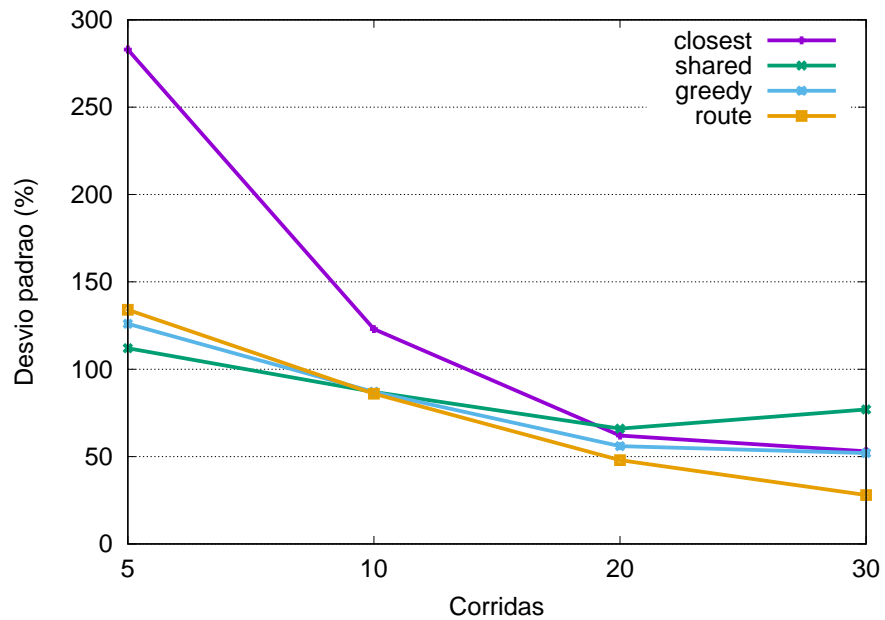
Também foi avaliada a distância média percorrida pelos táxis enquanto ocupados com passageiros. Os dados estão plotados na Figura 5.7. Para os algoritmos analisados, a distância média percorrida foi muito similar, indicando que os diferentes algoritmos usaram um esquema similar de geração de rotas durante a execução da simulação. Isso permitiu uma comparação mais justa entre os algoritmos nos experimentos aqui apresentados.

A Figura 5.8 apresenta o percentual de utilização da frota de táxis para o cenário simulado. Um bom dimensionamento do tamanho da frota é importante para garantir um bom nível de serviço, que faz com que a demanda continue a procurar por esse meio de transporte. Em casos em que a frota é subdimensionada, há dificuldades para atender a demanda, resultando em solicitações de corridas não atendidas.

Em contrapartida, uma frota sobre dimensionada eleva os custos do serviço, e consequentemente eleva o preço do serviço ao usuário, podendo espantar a demanda. Desse modo, deve ser buscado o equilíbrio entre a disponibilidade e os custos do serviço. O percentual de ocupação é calculado com base no somatório do tempo em que os táxis permaneceram ocupados durante a simulação dividido pelo tempo total em que os táxis permaneceram na simulação. Para uma demanda diária de 5 corridas, os níveis de ocupação são muito baixos para todos os algoritmos analisados.

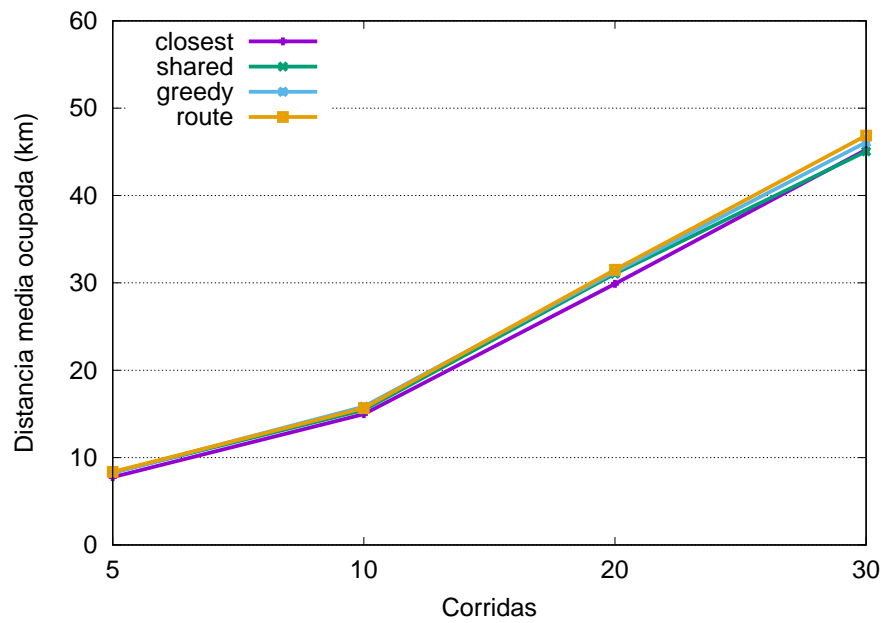
Isso evidencia como cenários de forte supressão da demanda do serviço de táxi deixa a frota aproximadamente 96% do tempo ociosa, impactando em um alto custo do serviço sem que necessariamente seja compensado pela elevação do preço cobrado ao usuário. A medida que a demanda cresce, os níveis de ocupação da frota sobem. Em cenários de 30 corridas diárias os níveis de ocupação podem chegar a 25%. Apesar disso,

Figura 5.6 – Desvio padrão do LL para os algoritmos analisados.



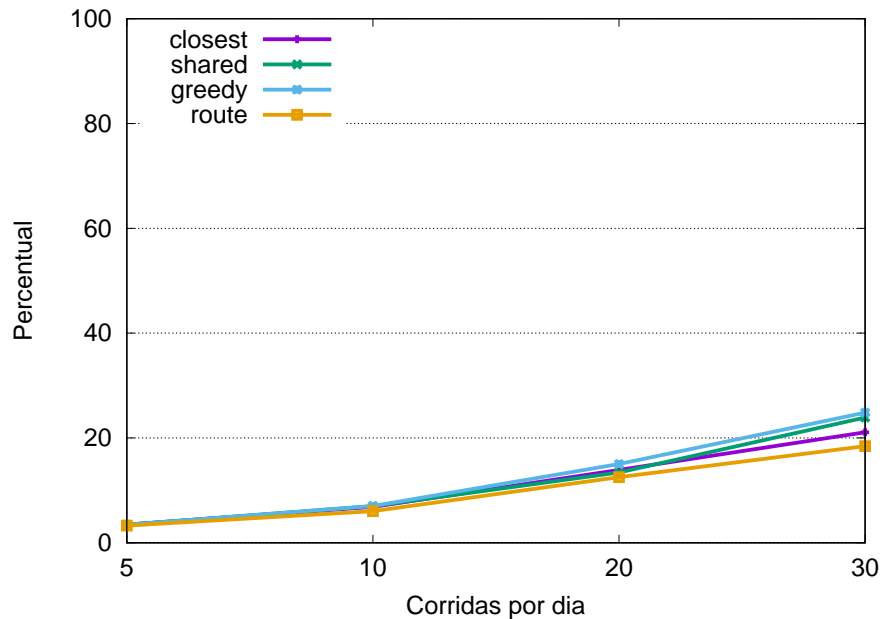
Fonte: Próprio autor.

Figura 5.7 – Distância média percorrida pelos táxis enquanto ocupados com passageiros.



Fonte: Próprio autor.

Figura 5.8 – Percentual de utilização da frota.



Fonte: Próprio autor.

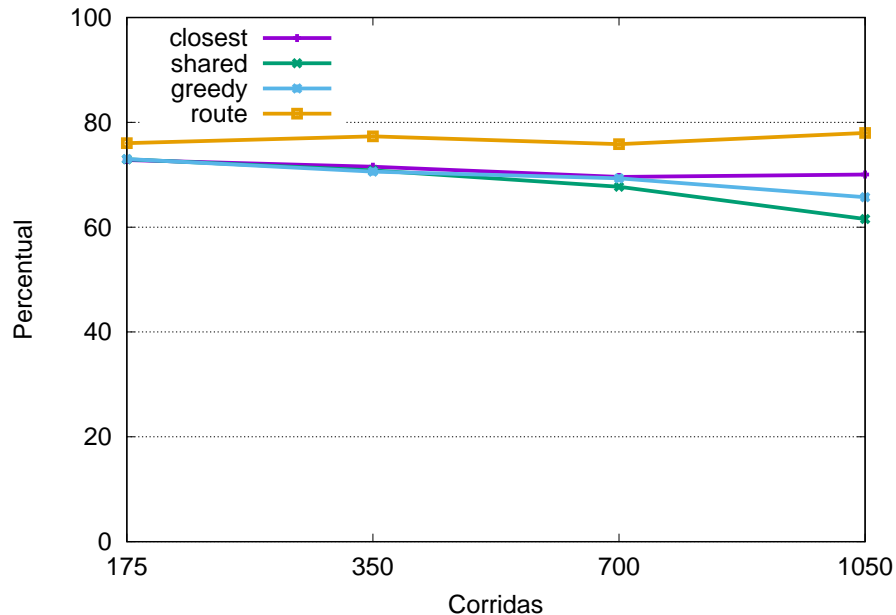
esses níveis são baixos e indicam uma frota sobre dimensionada para o cenário analisado. Quando se compara o comportamento dos algoritmos, para níveis de demanda muito baixos o comportamento do percentual de utilização da frota é muito semelhante. Já para cenários de alta demanda observa-se uma diferença no comportamento dos algoritmos. Neste caso, o algoritmo mais eficiente é aquele que alcança níveis menores em que a frota passa ocupada. Isso significa que esse algoritmo permite atender, com uma mesma frota, uma demanda maior que os outros algoritmos. Dentre os algoritmos analisados o algoritmo mais eficiente é o Route Extension (route), que se beneficia do compartilhamento de corridas e da possibilidade de fazer pequenos desvios para economizar tempo para atender aos usuários.

A estratégia Greedy Shared (shared), embora permita o compartilhamento de corridas, não se beneficiou neste cenário, alcançando um desempenho semelhante ao Greedy. Esse comportamento pode ser explicado pela ausência de corridas com trajeto que possam ser combinados, e pela política estrita de não permitir desvios na rota original, tornando a combinação de corridas mais difícil que no Route Extension (route). O algoritmo de atribuição de corridas pode gerar uma diferença de até 5% nos níveis de utilização da frota. Em situações onde a frota está sendo utilizada no seu limite, a adoção de estratégias de compartilhamento de corridas pode ser benéfica, pois permite combinar viagens de usuários que possuem trajetos em comum e desse modo, diminuir a distância total viajada pela frota.

O gráfico da Figura 5.9 mostra o percentual da distância viajada com passageiros com relação a distância total para cada algoritmo. Para uma estratégia ser mais eficiente,

é preciso que o mesmo trabalho seja feito com menos recursos. No caso dos algoritmos analisados, o Route Extension (route) se destaca por apresentar um nível de ocupação superior as outra estratégias.

Figura 5.9 – Percentual da distância viajada com passageiros com relação a distância total.



Fonte: Próprio autor.

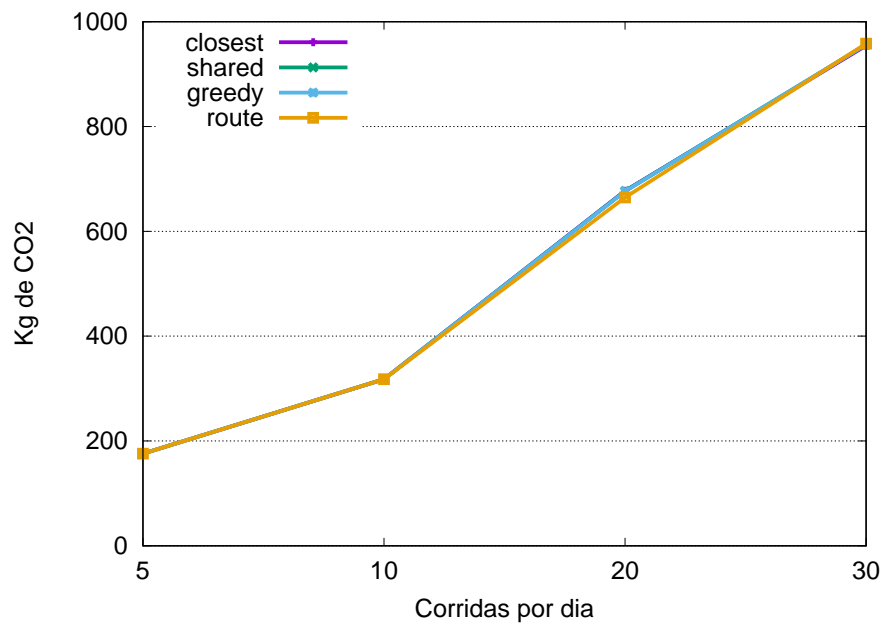
A possibilidade de combinar corridas de usuários em regiões próximas fez com que os táxis viajassem uma distância menor para todos os cenários analisados, alcançando um nível de ocupação que varia entre 75 a 80% da distância total viajada.

O algoritmo Greedy Shared (shared) embora permita o compartilhamento de corridas, não teve um desempenho tão bom quanto o Route Extension (route). Devido as características do cenário e da demanda simulada, o algoritmo não conseguiu combinar usuários em corridas com rotas em comum de maneira eficiente. Possivelmente em cenários onde um grande número de usuários se desloca por uma rota em comum, o desempenho deste algoritmo poderia alcançar um nível de ocupação maior.

A emissão de poluentes gerada pela frota de táxi também foi analisada. Mais especificamente a emissão de dióxido de carbono (CO_2). A Figura 5.10 mostra que comportamento das emissões para os quatro algoritmos analisados foi muito semelhante. Pode ser atribuído a isso o fato de o SUMO considerar que os veículos parados esperando por corridas estão sempre em funcionamento.

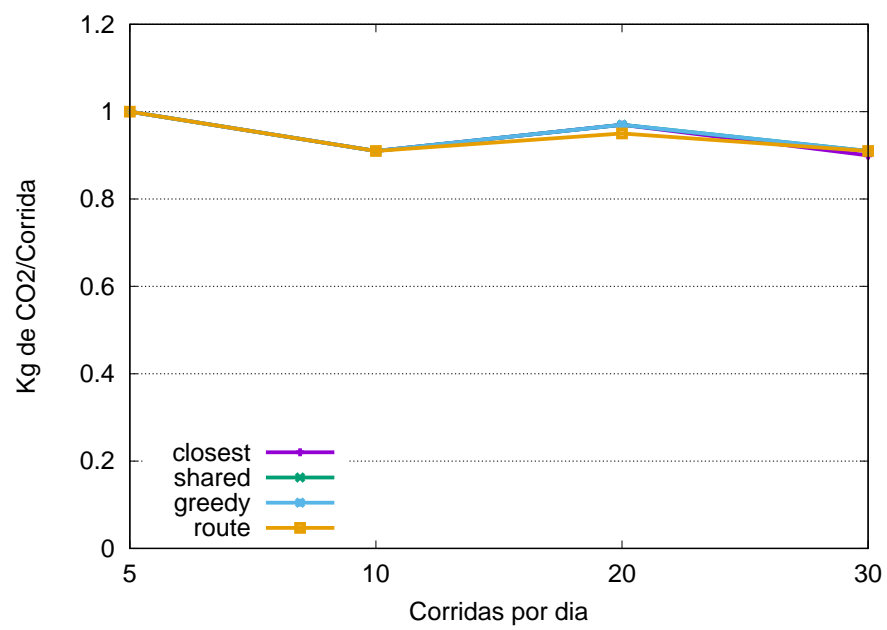
Como mostrado no gráfico da Figura 5.8 o percentual de tempo de utilização da frota é baixo, assim reduções nas emissões durante as viagens que o algoritmo possa proporcionar são mitigadas.

As emissões também podem ser relacionadas com o número de corridas realizadas. O gráfico da Figura 5.11 mostra que em um cenário de 5 corridas diárias a quantidade de

Figura 5.10 – Emissão de CO₂ total por dia pela frota de táxi.

Fonte: Próprio autor.

gases emitidos por corrida apresenta o maior valor para todos os cenários. A medida que crescem o número de corridas as emissões por corrida tendem a diminuir de valor. Neste aspecto, faz-se necessário um bom dimensionamento da frota a fim de que seja reduzida a ociosidade dos veículos, resultando em economia de recursos e também em um menor impacto no meio ambiente.

Figura 5.11 – Emissão de CO₂ por corrida realizada.

Fonte: Próprio autor.

6 CONCLUSÃO

Este trabalho propôs a avaliação do serviço de táxi do ponto de vista dos ganhos do taxista, usando informação disponível *online*. A avaliação foi realizada com suporte de simulação computacional, e considerando um sistema de informação para tratar de todo o serviço de frota de táxis e para associar clientes a táxis. A partir de um cenário real, foram realizados experimentos considerando uma jornada de serviço para os taxistas.

Os resultados da simulação indicam que parâmetros como demanda por corridas, horas trabalhadas, tipo de veículo e algoritmo de atribuição de corridas cliente-táxi têm grande influência no LL dos taxistas. Para que o serviço de táxi seja viável para os taxistas, a prefeitura deve definir um número máximo de licenças de táxi para garantir que a demanda média diária de corridas por taxista não seja inferior a 10 corridas. Valores menores significam que o ganho mensal do táxi não atinge o salário mínimo estabelecido pelo governo brasileiro.

Além disso, verificou-se que o percentual de utilização da frota é baixo e a ociosidade dos táxis impacta em um alto custo do serviço. Por isso, um bom dimensionamento da frota aliado a algoritmos que aumentem a eficiência do uso da frota são necessários para diminuir os custos e viabilizar o serviço de táxi.

O algoritmo Route Extension (route) apresentou o maior percentual de distância viajada ocupado com passageiros, ao mesmo tempo que apresenta o menor percentual de utilização da frota dentre os algoritmos analisados. Esses fatores fazem com que esse algoritmo seja mais eficiente que os demais na prestação do serviço, possibilitando que determinada demanda seja atendida com uma frota menor.

No que diz respeito ao LL dos taxistas com relação ao tipo de veículo escolhido, embora veículos elétricos tenham menor custo por km rodado, o alto custo de aquisição fez com que o LL do taxista resultasse em valores inferiores aos de outros tipos de veículos. Um bom dimensionamento da frota aliado a algoritmos de atribuição de corridas mais eficientes podem agir em favor dos veículos elétricos pois, à medida que aumenta a distância diária percorrida, a diferença entre os veículos elétricos e os demais diminui, tornando a nova tecnologia mais vantajosa.

Neste trabalho, diferentes algoritmos de atribuição de corridas cliente-táxi foram avaliados. Estratégias que priorizam a menor distância entre o cliente e o táxi independente da ordem da solicitação, como é o caso do Greedy Closest (closest), proporcionam o maior nível de desigualdade do lucro entre os taxistas. Por outro lado, estratégias que permitem o compartilhamento de corridas entre os clientes, como é o caso do Greedy Shared (shared) e do Route Extension (route), alcançam um nível de igualdade do lucro muito maior ao custo de uma pequena redução no lucro médio dos taxistas.

Os experimentos conduzidos no escopo deste trabalho evidenciam que estratégias

de compartilhamento de corridas podem ser benéficas tanto para os clientes, com tempos menores de espera, quanto para os taxistas, gerando maior igualdade nos lucros.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALAZZAWI, S. et al. Simulating the impact of shared, autonomous vehicles on urban mobility - a case study of Milan. **SUMO 2018- Simulating Autonomous and Intermodal Transport Systems - EPIc Series in Engineering**, v. 2, p. 94110, 2018.

ALEXANDER, M.; DAVIS, M. Total cost of ownership model for current plug-in electric vehicles. In: **TECHNICAL REPORT 3002001728. Electric Power Research Institute (EPRI)**. [S.l.: s.n.], 2013.

ARAUJO, M. **Prefeitura de Santa Maria concede, após três anos sem aumento, reajustes nas tarifas de táxis**. 2020. Disponível em: <<https://www.santamaria.rs.gov.br/noticias/20395>>.

ARNOTT, R. Taxi travel should be subsidized. **Journal of Urban Economics**, v. 40, n. 3, p. 316–333, 1996. ISSN 0094-1190. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0094119096900352>>.

BEHRISCH, M. et al. SUMO - simulation of urban mobility (an overview). In: **Proceedings 3rd International Conference on Advances in System Simulation (SIMUL 2011)**. [S.l.: s.n.], 2011. p. 63–68.

BESSELINK, I. J. M. et al. Evaluation of 20000 km driven with a battery electric vehicle. **EEVC - European Electric Vehicle Congress, Bruxelles**, p. 1–10, 2011.

Brasil. **Lei N. 14.013, de 10 de junho de 2020**. 2020. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/discretoary{-}{-}ato2019-2022/2020/Lei/L14013.htm>.

CHARLTON, W.; LEICH, G.; KADDOURA, I. Open-source web-based visualizer for dynamic-response shared taxi simulations. **Procedia Computer Science**, v. 184, p. 728–733, 2021. ISSN 1877-0509. The 12th International Conference on Ambient Systems, Networks and Technologies (ANT) / The 4th International Conference on Emerging Data and Industry 4.0 (EDI40) / Affiliated Workshops. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050921007298>>.

CNDL; SPC Brazil. **Hábitos e Precepções sobre a Mobilidade Urbana no Dia a Dia dos Brasileiros**. SPC Brazil, 2017. 22 p. Disponível em: <<https://www.spcbrasil.org.br/wpimprensa/wp-content/uploads/2017/12/An%C3%A1lise-Mobilidade-Urbana-no-Brasil.pdf>>.

HORNI, A.; NAGEL, K.; AXHAUSEN, K. W. **The multi-agent transport simulation MAT-Sim**. [S.l.]: Ubiquity Press London, 2016.

HöRL, S.; BECKER, F.; AXHAUSEN, K. W. Simulation of price, customer behaviour and system impact for a cost-covering automated taxi system in zurich. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, v. 123, p. 102974, 2021. ISSN 0968-090X. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0968090X21000115>>.

INTURRI, G. et al. Taxi vs. demand responsive shared transport systems: An agent-based simulation approach. **Transport Policy**, Elsevier, v. 103, p. 116–126, 2021.

LI, P.; BHULAI, S.; van Essen, J. T. Optimization of the revenue of the New York city taxi service using markov decision processes. In: **Proceedings 6th International Conference on Data Analytics**. Barcelona (Spain): [s.n.], 2017. p. 47–52. ISBN 978-1-61208-603-3.

LIANG, E. et al. An integrated reinforcement learning and centralized programming approach for online taxi dispatching. **IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems**, IEEE, 2021.

LIU, Z.; LI, J.; WU, K. Context-aware taxi dispatching at city-scale using deep reinforcement learning. **IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems**, IEEE, 2020.

PERBOLI, G. et al. Business models and tariff simulation in car-sharing services. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, v. 115, September 2017.

Prefeitura de Santa Maria. **Lei Municipal N. 5.863, de 09 de maio de 2014**. 2014.

SEGUIGASCO, P. et al. Simulating a rich rideshare mobility service using agentbased models. **Transportation** 46, p. 2041–2062, 2019.

TONG, Y. et al. The simpler the better: a unified approach to predicting original taxi demands based on large-scale online platforms. In: **Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining**. [S.l.: s.n.], 2017. p. 1653–1662.

YANG, J.; DONG, J. Assess the performance of electric autonomous taxi system using a data-driven simulation model, sae technical paper 2020-01-5148. 2020. ISSN 0148-7191.

ZENG, W. et al. Exploring the ridesharing efficiency of taxi services. **IEEE Access**, IEEE, v. 8, p. 160396–160406, 2020.

ZHENG, H.; ZHANG, K.; NIE, Y. M. Plunge and rebound of a taxi market through COVID-19 lockdown: Lessons learned from Shenzhen, China. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, v. 150, p. 349–366, 2021. ISSN 0965-8564. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0965856421001567>>.