
A plataforma Uber e o mercado de automóveis no Brasil

Pedro Augusto Lopes Soyer¹

 <https://orcid.org/0009-0008-2329-8838>

Elaine Aparecida Fernandes²

 <https://orcid.org/0000-0002-6937-8576>

Recebido em: 13/03/2023

Aprovado em: 12/08/2023

Resumo

O presente estudo teve como objetivo analisar o comportamento da demanda brasileira de automóveis a partir da entrada da plataforma Uber no mercado, considerando variáveis microeconômicas, macroeconômicas, crédito e a plataforma Uber. O método utilizado foi o Binomial Negativo, pois o estudo abrange dados de contagem, positivos e discretos, com superdispersão. Os resultados obtidos sugerem que na presença da plataforma Uber, houve uma redução em 26,6% na taxa de incidência mensal de emplacamentos de carros. Nesse contexto, é importante que a indústria automobilística esteja apta a fazer transformações, até mesmo, de paradigmas.

Palavras-chave: Uber; demanda de automóveis; Bahia.

Código JEL: L62; R49.

The Uber platform and the car market in Brazil

The paper analyzed the behavior of the Brazilian demand for cars since the entry of the Uber platform in the market, considering variables microeconomics, macroeconomics, credit, and the Uber platform. The method used was the Negative Binomial, as the study covers counting data, positive and discrete, with overdispersion. The results obtained suggest that in the presence of the Uber Platform, there was a 26.6% reduction in the monthly incidence rate of car registrations. In this context, it is important that the automobile industry can make changes, even paradigms.

Keywords: Uber; car demand; Brazil.

JEL code: L62; R49.

¹ Mestrando em Economia na Universidade Federal de Juiz de Fora (UFJF). E-mail: pedro.soyer@estudante.ufjf.br

² Doutora em Economia pela Universidade Federal de Viçosa (UFV). Professora Associada na Universidade Federal de Viçosa (UFV). E-mail: eafernandes@ufv.br

Introdução

Nos últimos anos, a população brasileira vem modificando, principalmente nas grandes cidades, os seus padrões de mobilidade, reflexo, entre outros fatores, de políticas de transportes urbano e infraestrutura viária inadequadas (Antunes; Somões, 2013; Rodrigues, 2008). Recentemente, a pandemia de Covid-19 aprofundou ainda mais a crise no setor, com devoluções de concessões de transporte público coletivo em várias cidades (FERREIRA; TSAI; BOARETO, 2021). Além disso, existem as dificuldades enfrentadas quando se utiliza o próprio carro para se locomover, como congestionamentos, poucas vagas e preços não viáveis de estacionamento, alto preço dos combustíveis e elevado custo de manutenção.

A instabilidade de qualidade do transporte público e o alto custo da posse de um automóvel vêm tornando, então, os aplicativos de mobilidade urbana cada vez mais populares no Brasil (Resende; Lima, 2018). Cerca de 62% dos brasileiros acreditam que a inovação de mobilidade mais importante da última década é o serviço de viagens intermediada por aplicativo (UBER, 2021). Exemplos desses aplicativos são a Uber, 99Táxi, Cabify, Livre, Buski, entre outros. Os preços competitivos cobrados e a qualidade do serviço são suas características principais. Outro ponto a ser citado é a fácil utilização desses aplicativos, pois é necessário somente ter um *smartphone* conectado à internet (Farias, 2016; Wallsten, 2015).

A plataforma Uber foi escolhida como objeto de análise pelo fato de ser a pioneira no mercado de aplicativos para mobilidade urbana no Brasil. Além disso, a sua entrada desencadeou o desenvolvimento de outras plataformas de mesmo modelo. A empresa foi fundada oficialmente em São Francisco, na Califórnia, Estados Unidos, em junho de 2010, e hoje está presente em 71 países e mais de 10.000 cidades por todo o mundo (UBER, 2021).

No Brasil, a Uber chegou junto com a Copa do Mundo de 2014, no Rio de Janeiro e, em seguida, em São Paulo, Belo Horizonte e Brasília. Em 2021, está presente em mais de 500 cidades, com um total de 1 milhão de motoristas e 30 milhões de usuários (UBER, 2021). Além disso, somente no ano de 2021, a Uber gerou um valor econômico equivalente a 0,4% do Produto Interno Bruto (PIB) para a economia brasileira, cerca de R\$ 36 bilhões. Esse contexto mostra a importância da Uber e motivou o presente estudo a analisar o efeito da chegada desta plataforma na demanda do setor automobilístico brasileiro. A principal hipótese deste estudo é que a Uber vem afetando negativamente a demanda de automóveis no país.

No que se refere à literatura empírica sobre o tema, existem trabalhos que analisam os efeitos na demanda de táxis e transporte público, os aspectos técnicos dos aplicativos de mobilidade urbana, o perfil dos seus usuários, a acessibilidade e as razões que motivam o seu uso. Esses trabalhos estão expostos na segunda seção deste estudo. Apesar de existirem estudos que tratam do tema, não foram encontrados trabalhos que avaliassem os efeitos que a Uber gera na atividade econômica, especificamente na compra de automóveis. Essa ainda é uma lacuna que necessita ser preenchida, pois a realidade atual mostra, a cada momento, transformações no modo como as pessoas se locomovem.

Este estudo teve, portanto, como objetivo geral analisar, a partir de dados das regiões Centro-Oeste, Nordeste, Norte, Sudeste e Sul do Brasil, durante o período que compreende janeiro de 2003 a dezembro de 2021, o comportamento da demanda

por automóveis no mercado brasileiro através de um Modelo Linear Generalizado (MLG). Buscou-se, também, caracterizar a tendência do consumo de automóveis em termos de modelos e marcas; e verificar se a presença da Uber afetou a demanda por automóveis no Brasil.

Esta análise é importante em pelo menos três frentes. Em primeiro lugar, a indústria automobilística será afetada consideravelmente por esse fenômeno. Inclusive, as montadoras já iniciaram mudanças nos seus padrões, se preparando para um novo mercado com participação significativa de serviços relacionados ao aluguel de veículos e carros por assinatura. Um outro ponto importante é o uso da tecnologia. Novos produtos e serviços, novas relações institucionais e novos interesses econômicos, com enfoque no transporte individual, vêm afetando, consideravelmente, a compra de automóveis no Brasil e no mundo (Ferreira; Tsai; Boareto, 2021). Além disso, com os desafios de mobilidade enfrentados, principalmente pelas grandes cidades, o tema transporte por aplicativos deve ser pauta nas discussões dos agentes públicos, já que pode afetar as relações de trabalho, a quantidade de congestionamentos, consumo de combustíveis e, conseqüentemente, poluição do ar.

O presente artigo é composto por mais quatro seções além desta introdução. A próxima seção resumiu as ideias teóricas e empíricas a respeito do tema. A terceira expôs o método de análise utilizado. A quarta apresentou e discutiu os resultados obtidos e, por fim, tem-se a quinta e última seção que exibiu as principais conclusões do trabalho.

Revisão de literatura e modelo teórico adotado

Revisão de literatura

Parte da literatura nacional e internacional sobre o tema apresenta estudos de elasticidade da demanda de veículos novos e previsões de consumo. Por exemplo, o trabalho de McCarthy (1996) calculou o preço de mercado e a elasticidade-renda da demanda de veículos novos nos Estados Unidos. O autor utilizou variáveis relacionadas ao custo, estilo, atributos físicos, qualidade percebida, custo de busca, características socioeconômicas e as fabricantes dos veículos. Os resultados apresentados mostram que maiores custos operacionais³ afetam a demanda de veículos de forma negativa. Já, quanto maior a cidade, os custos de congestionamento aumentam; com isso, a busca por veículos novos compactos é maior. O estudo também mostra uma demanda inelástica em relação ao preço dos veículos novos e sensível a aumentos de renda.

Em uma análise para o caso brasileiro, Negri (1998) analisou a demanda de veículos novos durante a década de 1990. O trabalho utilizou variáveis como preço dos automóveis novos, condições de financiamento para a compra do veículo e variáveis de qualidade do veículo. Os resultados obtidos aproximam-se do estudo de McCarthy (1996), com valor para a elasticidade-preço entre -0,6 e -0,7, e elasticidade-renda entre 1,1 e 1,5.

Já em um estudo mais recente, Nicolay e Jesus (2019) mostraram que a demanda de veículos novos varia proporcionalmente ao aumento da renda. O valor

³ Custo operacional por milha é a proporção do preço médio do combustível prevalecente no estado do entrevistado dividido pela milhagem do veículo.

encontrado foi de 1,008741, o que significa que uma variação de 1% na renda, mantidas as demais variáveis constantes, gera uma variação de 1,008741% na demanda de veículos novos no longo prazo. Em adição, o estudo mostra que a demanda de veículos novos é elástica em relação aos preços, diferenciando-se dos resultados obtidos pelos autores anteriores. Uma análise para as políticas públicas de incentivo ao mercado automotivo também se torna necessária.

Alvarenga et al. (2010) propuseram uma análise em relação aos impactos que a redução do Imposto sobre Produtos Industrializados (IPI) gerou sobre as vendas de veículos, no período de janeiro a novembro de 2009. O trabalho estudou três casos: a) ausência de redução de IPI; b) redução de IPI e aumento de 5% nas concessões de crédito; e c) ausência de redução de IPI e aumento de crédito de 5%. Os resultados mostram que a redução do IPI foi capaz de aumentar de forma expressiva as vendas. Já em relação a uma análise conjunta ao crédito, o estudo mostra que os efeitos desta variável foram positivos, mas de pequena magnitude. Além disso, o estudo apresenta que a variável crédito possui um efeito propagação pequeno em cada período, que após dez meses ele se estabilizará. Após o período de redução de IPI, o Programa Inovar-Auto foi apresentado.

Segundo Façanha (2013), em outubro de 2012, o governo brasileiro aprovou o Inovar-Auto⁴, que tinha como objetivo fomentar a competitividade do setor, produzindo veículos mais eficientes, com maior segurança e tecnologia. A princípio, é feito um aumento do IPI em 30% sobre todos os veículos leves e comerciais leves. Em um segundo momento, várias exigências foram impostas para as montadoras obterem um desconto de até 30% do IPI. Dessa forma, as montadoras que cumprirem as exigências em investimento na eficiência dos veículos, produção nacional, Pesquisa e Desenvolvimento (P&D) e tecnologia automotiva, terão seu IPI reduzido. Essas exigências geram efeitos positivos, como uma menor produção de gases poluentes a partir de maior eficiência dos veículos, o aumento do investimento em engenharia, tecnologia industrial e capacitação de fornecedores.

Em relação ao Uber, o estudo de Silva, Andrade e Maia (2018), por exemplo, analisou, através de uma regressão logística, dados de questionários aplicados em 16 estados do Brasil, abrangendo todas as regiões do país. Esses questionários eram divididos em duas seções: (i) informações sociodemográficas; e (ii) opiniões sobre o serviço de *outsourcing*⁵ e possíveis usos do *UberPool*. Os resultados mostraram que 30% dos entrevistados utilizariam o transporte público, caso o Uber não estivesse disponível. Esse mesmo estudo também mostra que cerca de 50% dos entrevistados afirmam que se a Uber não estivesse disponível utilizariam o táxi. As razões apontadas dessa mudança são a tecnologia empregada por esse aplicativo, os preços e os gastos com publicidade.

Em um estudo sobre o perfil do usuário do aplicativo, Coelho et al. (2017) concluíram que os mais jovens são os que mais utilizam esse serviço. Para os autores, a sensação de segurança experimentada pelo usuário, avaliações de conforto do veículo, preço e tempo total de viagem são algumas razões importantes que podem justificar o uso do serviço.

⁴ O programa é limitado para veículos fabricados no período de 2013 a 2017; após este período, as alíquotas voltam aos níveis anteriores a 2013.

⁵ É uma prática onde a empresa contrata pessoas que estão de fora, para realizar serviços, que geralmente, não são executadas no ambiente da mesma.

Vij (2020) e Lasmar Junior et al. (2017) fazem uma análise de novas formas de mobilidade urbana, como por exemplo o *Ridesharing*⁶, *Carsharing*⁷, *Bikesharing*⁸ e veículos autônomos, onde a Uber é um dos principais exemplos do *Carsharing* e um dos principais investidores em veículos autônomos. Além disso, os autores destacam novos modelos de negócios que as fabricantes de automóveis estão desenvolvendo com o objetivo de se ajustarem ao mercado, evitando maiores perdas. Observou-se, após a revisão de literatura, que nenhum trabalho trata do efeito da entrada da plataforma Uber no mercado de automóveis brasileiro. Esta é uma lacuna que o presente estudo buscou preencher.

Modelo teórico

A demanda por carros pode ser descrita, a princípio, como um resultado de um problema de maximização de utilidade, sujeita a uma restrição orçamentária. Nesse sentido, seja a seguinte função de demanda marshalliana para automóveis:

$$x(p, m) = f(p_{eta}, p_{gas}, ipca, jur, uber, iae, sal, ipi, ici, pand) \quad (1)$$

em que p_{eta} é o preço do etanol; p_{gas} é o preço da gasolina; $ipca$ é o subíndice do Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) que relaciona a variação mensal de preços veículos novos - *proxy* utilizada para preço dos automóveis; jur é a taxa de juros para aquisição de veículos – pessoa física; $uber$ é uma variável *dummy* que recebe valor 0 quando a plataforma Uber ainda não estava presente naquela região e 1 caso contrário; iae é o índice de atividade econômica – *proxy* para crise (lado da demanda); sal é o salário-mínimo; ipi é uma variável *dummy* que recebe 0 quando a política de redução de IPI para automóveis não estava presente e 1 caso contrário; ici é o índice de confiança da indústria⁹ – *proxy* para crise (lado da oferta); e $pand$ é uma variável *dummy* que recebe valor 0 quando não havia a pandemia do coronavírus e 1 caso contrário.

Em adição, considere que $x(p, m)$ é baseada em uma função de utilidade – $u(.)$ – contínua e representa uma relação de preferência - \succeq - localmente não saciável em $X = R_+^L$. Então, a $x(p, m)$ possui as seguintes propriedades (Mas-Colell; Whinston; Green, 1995): 1) homogeneidade de grau zero em (p, m) ; 2) obedece à Lei de Walras; e 3) obedece à convexidade.

É importante salientar que, para o consumidor não ter uma escolha degenerada, o valor da renda deve ser maior que zero.

Quanto aos sinais das variáveis selecionadas para a análise, espera-se que o IPCA influencie negativamente a variável número de emplacamentos de carros por ser considerado uma *proxy* para preço desse produto. A gasolina e o etanol, bens complementares, devem apresentar relação negativa com o número de

⁴ Compartilhamento de veículos envolvendo um agrupamento de pessoas, com o objetivo de redução de custos e congestionamentos (Cohen; Kietzmann, 2014).

⁵ Compartilhamento de veículos privados com o objetivo de gerar lucros durante a ociosidade do mesmo para os proprietários. O usuário do serviço paga uma taxa de uso por tempo, ou por distância percorrida, ou pelos dois (Cohen; Kietzmann, 2014).

⁶ Fornecimento de bicicletas por hora que se encontram espalhadas pelas cidades, em grande parte dos programas de *Bikesharing* são cobradas taxas de adesão e de utilização (COHEN; KIETZMANN, 2014).

⁹ É um índice que leva em consideração avaliações sobre o presente e o futuro. Variáveis como nível de demanda interna e externa, nível de produto e emprego previsto. Para mais detalhes, ver nota metodológica FGV/IBRE (2021).

emplacamentos. Além disso, espera-se que *ici*, *iae* e *ipi* afetem positivamente a demanda por carros, já *uber*, *jur* e *pand* negativamente.

Metodologia

Fonte de dados

Os dados utilizados na presente análise são mensais e compreendem o período de janeiro de 2003 a dezembro de 2021, sendo que o ano de início é quando a Federação Nacional da Distribuição de Veículos Automotores (Fenabreve) começou a disponibilizar os dados de emplacamento. Além disso, a base está organizada em formato de painel, sendo as unidades transversais as regiões do país (Centro-Oeste, Nordeste, Norte, Sudeste e Sul).

No Quadro 1 são apresentadas as variáveis utilizadas para a estimação. Vale ressaltar que a escolha das variáveis foi inspirada no referencial teórico e empírico apresentado anteriormente. Das variáveis citadas, IPCA – *proxy* para preço dos automóveis –, preço dos combustíveis, IAE, Uber e renda foram determinadas para cada região. No caso do IPCA – *proxy* para preço dos automóveis e o IPCA geral, os mesmos foram determinados a partir de um IPCA regional. Para determiná-los, em cada região do país, foi calculado uma média aritmética do IPCA de cada região metropolitana das capitais. Por exemplo, para o caso da região Sudeste, soma-se o IPCA da região metropolitana de Belo Horizonte, São Paulo, Rio de Janeiro e Vitória, e após isto dividi-se por quatro, determinando assim o IPCA da região Sudeste.

Para determinação da variável Uber foi utilizada a metodologia apresentada por Barreto, Silveira Neto e Carazza (2021). Quando a plataforma entra em uma nova cidade, a empresa divulga algum tipo de nota no próprio *site*. Outra forma é via *sites* de notícias locais. Assim, quando a primeira cidade daquela região do país recebe a plataforma Uber, naquela data em diante se assume o valor 1 para a variável *uber*.

Em relação aos juros, ICI e IPI, estes não puderam ser determinados para cada região. Para o caso dos juros, ele é praticado igualmente em todas as regiões do país, variando o seu valor entre as financeiras, sendo este o motivo de usar a taxa média de juros para aquisição de veículos.

Quadro 1: Descrição das variáveis selecionadas para o modelo

| Variáveis do modelo | Fonte | Descrição da variável | Trabalhos | Sinal esperado |
|--------------------------------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Número de emplacamento de automóveis | Fenabreve | Número de automóveis novos emplacados por mês (comerciais leves não entram na contagem) | Lima Junior (2015), McCarthy (1996), Gabriel (2013) | - |
| IPCA (<i>ipca</i>) | IBGE | Subíndice do IPCA, que relaciona a variação mensal de preços veículos novos | Gabriel (2013) e Lima Junior (2015) | Neg. |
| Preço do etanol (<i>peta</i>) | ANP | Preço médio real (R\$) por litro comercializado de etanol, nas bombas de combustível | McCarthy (1996) | Neg. |
| Preço da gasolina (<i>pgas</i>) | ANP | Preço médio real (R\$) por litro comercializado da gasolina, nas bombas de combustível | McCarthy (1996) | Neg. |
| Juros (<i>jur</i>) | Banco Central | Taxa média mensal de juros das operações de crédito com recursos livres - pessoas físicas - aquisição de veículos (%) | Gabriel (2013) | Neg. |
| IAE (<i>iae</i>) | Banco Central | IAE é o índice de atividade econômica | Barros e Pedro (2011), Alvarenga et al. (2010) | Pos. |
| Renda (<i>sal</i>) | Banco Central | Logaritmo do salário-mínimo real (R\$) | Gabriel (2013) | Pos. |
| ICI (<i>ici</i>) | FGV | ICI é o índice de confiança da indústria | Barros e Pedro (2011), Alvarenga et al. (2010) | Pos. |
| IPI (<i>ipi</i>) | Diário Oficial da União | Variável <i>dummy</i> que recebe valor 0 para os períodos em que não houve política de redução de IPI para automóveis e valor 1, caso contrário | Alvarenga et al. (2010), Lucinda e Pereira (2017) | Pos. |
| Uber (<i>uber</i>) | Variável criada pelos autores | Variável <i>dummy</i> que recebe valor 0 para os períodos em que a Uber não estava presente na região e valor 1, caso contrário | Barreto, Silveira Neto e Carazza (2021) | Neg. |
| Pandemia (<i>pand</i>) | Organização Mundial da Saúde | Variável <i>dummy</i> que recebe valor 1 para os períodos em que a havia pandemia do coronavírus e 0, caso contrário | OMS (2020) | Neg. |

Fonte: Elaboração própria.

Modelos Lineares Generalizados

Os Modelos Lineares Generalizados (MLG) são uma classe de modelos interessantes na qual se abre um leque de possibilidades para outras distribuições, além da normal. A utilização destes modelos é pertinente quando se tem variáveis resposta que sejam, por exemplo, de contagem. Variáveis de contagem são aquelas que apresentam valores positivos e discretos. Este é o caso do presente estudo que tem como variável resposta o número de emplacamentos de veículos no período 2003-2021.

Para ser um MLG, por definição, a distribuição de probabilidade deve ser exponencial e pode ser escrita da seguinte forma:

$$f(y_i|\theta_i, \phi) = \exp\{a(\phi)^{-1}[y_i\theta_i - b(\theta_i)] + c(y_i, \phi)\} \quad (2)$$

em que θ é o parâmetro de localização, $a(\cdot)$, $b(\cdot)$ e $c(\cdot)$ são funções reais do modelo e ϕ é o parâmetro de dispersão¹⁰.

A demonstração das equações (3) e (4), segundo Paula (2004), são realizadas através de cálculos algébricos e significam, respectivamente, o valor médio ($b'(\theta_i)$) e a variância ($a(\phi)b''(\theta_i)$) desta variável aleatória.

$$E(Y_i) = b'(\theta_i) = \mu_i \quad (3)$$

$$Var(Y_i) = a(\phi)b''(\theta_i) = a(\phi)^{-1}V(\mu_i) \quad (4)$$

O componente aleatório expresso na equação (4) e o componente sistemático expresso na equação (5) são características dos modelos de regressão do tipo MLG. O componente sistemático pode ser encontrado através da função de ligação:

$$g(\mu_i) = x_i^T \beta \quad (5)$$

em que β_i corresponde aos parâmetros e x_i são as covariáveis associadas a cada valor de resposta Y_i . A função g é chamada de função de ligação canônica quando $\theta_i = g(\mu_i)$. A análise dos resíduos também é necessária para verificar a qualidade e o ajuste do modelo, apesar de não se ter um termo de erro explícito (PAULA, 2004).

No modelo linear generalizado, a estimação do parâmetro de interesse β é feita através do método de verossimilhança. Para comparar a qualidade do ajuste entre os modelos após obter as estimativas dos coeficientes da regressão, uma das alternativas é utilizar o teste da razão de verossimilhança, que é fundamental no caso dos testes de hipóteses (ALVARENGA, 2015). Existem alguns métodos para estimação do MLG, como o de Poisson e o Binomial Negativo.

Método de Poisson

O Método de Poisson é o principal método MLG para dados de contagem. Ele assume valores inteiros não negativos e sua regressão presume que os eventos

¹⁰ A função exponencial possui características comuns a várias distribuições, como Normal, Poisson, Binomial, Gama, Inversa e Binomial Negativa. Para mais detalhes acerca dessas funções, ver Paula (2004).

sucedem independentemente ao longo do tempo. Logo, esse modelo desempenha papel essencial na análise neste tipo de análise (ALVARENGA, 2015).

Winkelmann (2008) afirmou que modelar uma relação de uma variável dependente Y com um vetor de variáveis independentes x_i é o objetivo da regressão de Poisson. A expressão (6) ilustra esse método:

$$Y = E(y_i) + u_i = \mu_i + u_i \quad (6)$$

em que Y_i é uma variável aleatória independentemente distribuída que assume números inteiros (número de emplacamentos de carros) e μ_i é o parâmetro desconhecido do valor médio da variável Y representado pela expressão (7):

$$\mu_i = \exp(x_i' \beta) \text{ com } i = 1, \dots, n \quad (7)$$

em que x representa as variáveis explicativas (*ipca, peta, pgas, juros, sal, iae, pand, ici e uber*).

A expressão (8) tem como objetivo expressar a transformação logarítmica como função de ligação do modelo linear generalizado. Isso é feito com o intuito de obter uma relação linear entre a variável explicada e as variáveis explicativas.

$$\ln(\mu(x_i)) = \ln(e^{x' \beta}) = x' \beta \quad (8)$$

Os coeficientes de regressão $\beta_j, j = 1, \dots, p$ representam a variação esperada no logaritmo do valor médio, por unidade de variação na variável x_i .

Porém, o modelo apresentado durante esta subseção apresenta uma limitação, a média deve ser igual a variância (equidispersão). Este tipo de restrição gera, na prática, o problema de superdispersão dos dados (ALVARENGA, 2015). Para contornar esse problema, o presente estudo utilizou o Método Binomial Negativo, descrito na próxima subseção.

Método Binomial Negativo

A base principal do modelo para variáveis de contagem é a distribuição de Poisson, que possui como característica principal a equidispersão, em que a média é igual a variância. Porém, quando existe muita variabilidade nos dados, deve ser adotado a distribuição Binomial Negativo que, por definição, possui a capacidade de identificar os efeitos da superdispersão (variância maior do que a média). Com isso, a distribuição da variável dependente, a relação entre média e variância, a teoria e a experiência do pesquisador vão influenciar na escolha da melhor estimação (CAMERON; TRIVEDI, 2005).

Em relação ao presente estudo, os valores da variável dependente — o número de emplacamentos de veículos — podem ser classificados na literatura como dados de contagem, pois são considerados não negativos e discretos. Assim, a função de probabilidade da distribuição Binomial Negativa para a ocorrência de uma contagem m pode ser escrita conforme expressão (9):

$$p(\text{número de emplac.} = m) = \binom{m+w-1}{w-1} \cdot \left(\frac{w}{u_i+w}\right)^w \left(\frac{u_i}{u_i+w}\right)^m \quad (9)$$

em que u representa o valor esperado de ocorrências de veículos; e w é o parâmetro de forma com valores maiores que zero.

A distribuição Binomial Negativa possui média: $E(\text{número de emplac.}) = u$; e variância: $\text{Var}(\text{número de emplac.}) = u + au^2$, em que $a = \frac{1}{w}$. Se w for muito grande, a será próximo de zero. Logo, é possível estimar um modelo de regressão de Poisson, já que existe equidispersão. Porém, caso o parâmetro a seja estatisticamente maior que zero, a variância se torna maior que a média; assim, o modelo Binomial Negativo deve ser considerado.

Os parâmetros do modelo Binomial Negativo são estimados conforme expressão (10):

$$u_{it} = e^{\alpha + \beta_1 ipca_{it} + \beta_2 peta_{it} + \beta_3 pgas_{it} + \beta_4 renda_{it} + \beta_5 ici_t + \beta_6 uber_{it} + \beta_7 jur_t + \beta_8 iae_{it} + \beta_9 ipi_t + \beta_{10} pand_t + \mu_i} \quad (10)$$

em que $ipca_{it}$ é o subitem do $ipca$ que representa a variação mensal no preço dos veículos novos na região i e no mês t ; $peta_{it}$ é o preço médio real do etanol nas bombas de combustível na região i e no mês t ; $pgas_{it}$ é o preço médio real da gasolina nas bombas de combustível na região i e no mês t ; $renda_{it}$ é o logaritmo do salário mínimo real da região i e no mês t ; ici_t é o índice de confiança da indústria no mês t ; $uber_{it}$ é uma variável *dummy* que representa o antes e depois da entrada da plataforma Uber na região i no mês t ; jur_t é taxa de juros para aquisição de veículos no mês t ; iae_{it} é o índice de atividade econômica da região i no mês t ; ipi_t é uma variável *dummy* que representa quando houve a política de redução de IPI para automóveis no mês t ; $pand_t$ é uma variável *dummy* que representa quando houve a pandemia do coronavírus; e μ_i é um efeito fixo¹¹ de região.

Neste sentido, existem abordagens diferentes sobre a utilização de efeitos fixos em conjunto ao método Binomial Negativo. Contudo, estudos como os de Jhonstone, Hascic e Popp (2010) e Hesse e Fornahl (2020) utilizaram este método com efeitos fixos de região, com objetivo de explicar o número de inovações registradas em um escritório de patentes. Os efeitos fixos foram escolhidos devido a heterogeneidade dos países e regiões analisadas. Diante disto, as regiões brasileiras apresentam similaridade em relação a essa característica; sendo assim, o presente estudo adere aos efeitos fixos de região.

Em relação aos testes para a escolha do modelo final estimado, além da verificação da superdispersão dos dados por meio da constatação de que a média é maior que a variância, a seleção do modelo que se ajustou melhor levou em consideração os testes de AIC (Critério de Informação de Akaike), BIC (Critério de Informação Bayesiano) e Verossimilhança.

Para um problema qualquer, pode-se ajustar diferentes modelos e optar por aquele que produzir uma maior Verossimilhança e menores AIC e BIC.

Análise descritiva das variáveis selecionadas

Neste tópico é feita uma análise descritiva das variáveis selecionadas para o presente estudo. A Tabela 1 ilustra os resultados encontrados.

¹¹ Foi adicionado efeitos fixos devido a heterogeneidade das regiões brasileiras.

Tabela 1: Análise descritiva das variáveis utilizadas no modelo

| Variáveis | Mínimo | Máximo | Média | Desvio-padrão |
|--------------------------|--------|---------|--------|---------------|
| Emplacamento de veículos | 2.718 | 179.016 | 35.234 | 33.647 |
| IPCA (%) | -5,6 | 4,0 | 0,2 | 0,9 |
| Preço do etanol (R\$) | 2,452 | 5,864 | 3,815 | 0,576 |
| Preço da gasolina (R\$) | 4,315 | 7,085 | 5,362 | 0,575 |
| Juros (%) | 1,4 | 3,6 | 2,0 | 0,4 |
| ICI | 58,2 | 116,1 | 99,1 | 11,4 |
| IAE | 97,3 | 180,7 | 136,8 | 19,9 |

Fonte: Resultados da pesquisa.

Alguns destaques em relação a Tabela 1 são apresentados a seguir. As regiões Sudeste e Sul foram as que obtiveram valores mínimos para os preços de etanol (abril de 2004) e gasolina (junho de 2020), respectivamente. Já em relação aos preços máximos, a região Norte obteve tanto para etanol (abril de 2006) quanto para a gasolina (fevereiro de 2003).

Em relação à variável emplacamento de veículos, o seu valor mínimo ocorreu em abril de 2020 na região Norte, com um total de 2.718 emplacamentos, resultado esperado pelo fato desta região ser a menos povoada do Brasil e o mês e ano de ocorrência coincidirem com a pandemia por Covid-19. Já seu valor máximo ocorreu em agosto de 2012 na região Sudeste, com um total de 179.016 emplacamentos; neste período, o governo brasileiro reduziu o valor do IPI sobre veículos em resposta aos efeitos da crise de 2008-2009 (Lucinda; Pereira, 2017).

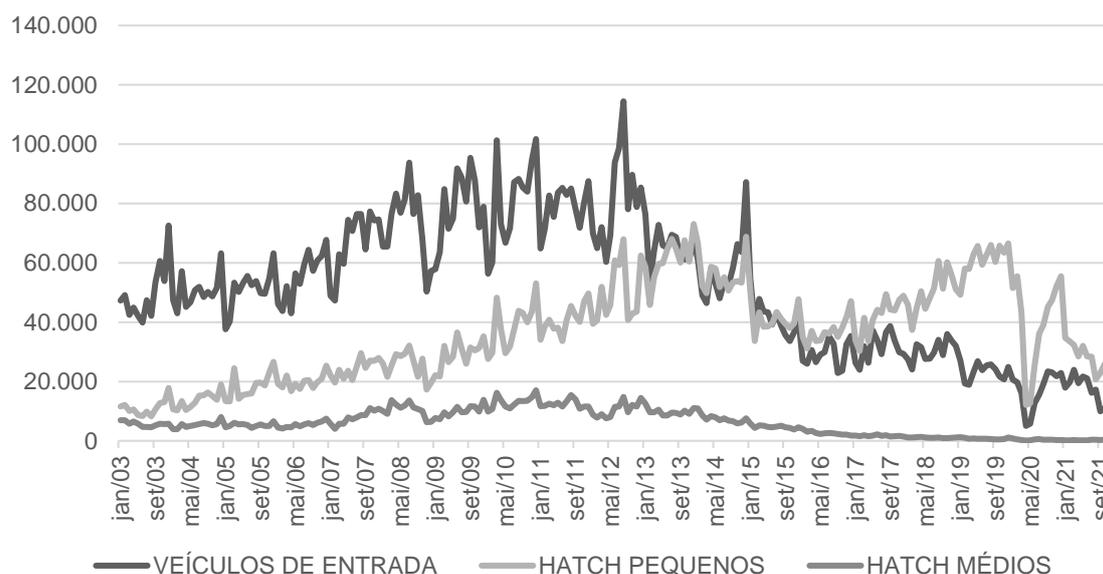
Resultado e discussão

Caracterização da demanda de veículos novos no Brasil¹²

O padrão de consumo do brasileiro vem se alterando em relação à compra de veículos novos. Uma das justificativas dessas mudanças são os altos preços dos combustíveis, busca por veículos menores e mais eficientes, diversas crises ao longo dos anos, onde a mais nova é a crise do coronavírus. Os gráficos seguintes analisam as mudanças no mercado de veículos em relação à escolha dos modelos pelos consumidores. Inicia-se esta análise com os veículos *hatches* (vidro traseiro é integrado à tampa do porta-malas) e veículos de entrada (veículo mais simples que a montadora vende) (Figura 1).

¹² Para mais informações de classificação dos veículos, consultar Fenabrave (2021).

Figura 1: Emplacamentos por mês de veículos de entrada, *hatches* pequenos e médios – Brasil – 2003 a 2021.



Fonte: Elaboração própria com base nos dados da Fenabrave (2022).

Os veículos de entrada já foram destaque em termos de vendas no país e isso pode ser visto pela tendência ascendente de vendas no período de janeiro de 2003 a agosto de 2012. A partir de 2012 é observada uma tendência de queda nesse mercado, perdendo espaço para os *hatches* pequenos. Em relação a modelos específicos, o Gol (VW) é um dos campeões de vendas desde o período inicial de análise, disputando hoje com o Mobi (Fiat) e o Kwid (Renault). Já nos *hatches* pequenos, que é o segundo modelo mais vendido no país, o HB20 (Hyundai) é o líder de vendas tanto nos *hatches* quanto nos outros modelos (FENABRAVE, 2021).

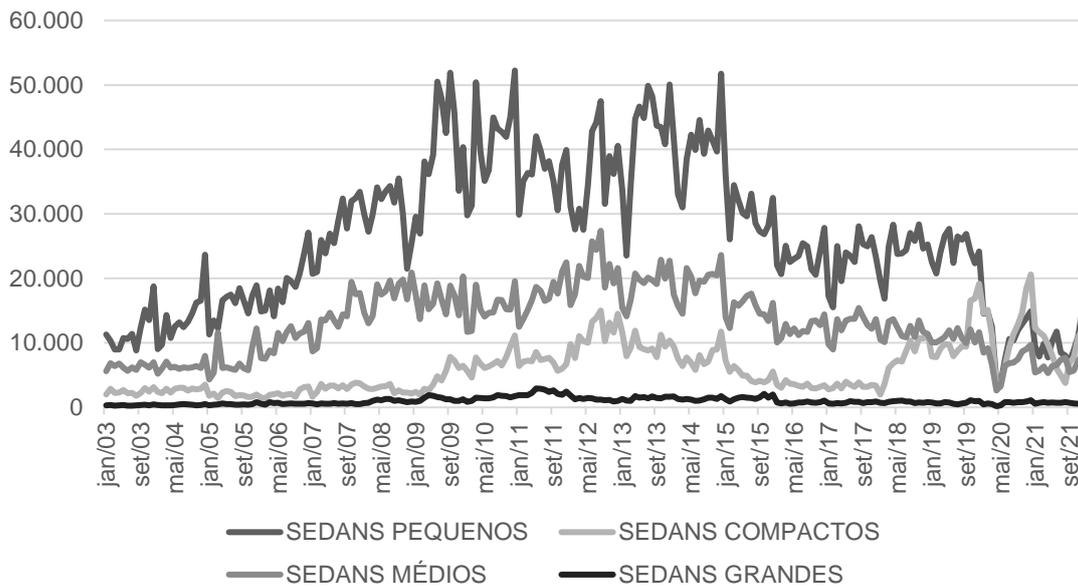
Para os *hatches* médios, houve uma diminuição nas vendas. Uma possível explicação para isso é que os representantes desse modelo são, em grande maioria, do segmento de luxo (veículos mais caros), o que pode influenciar consideravelmente a demanda (FENABRAVE, 2021).

Em relação aos sedans, Figura 2, tem-se os modelos pequenos, compactos, médios e grandes.

A demanda para sedans grandes permaneceu estável, variando pouco ao longo dos anos analisados. O líder de vendas hoje é o BMW 320i, seguido de outros carros de luxo. Já para os outros tipos de sedans, como os pequenos, percebe-se uma queda considerável ao longo do tempo na demanda. Nesse segmento, o líder de vendas por anos seguidos foi o Prisma (GM), mas sua produção foi descontinuada com o objetivo de focar nas vendas do Onix. Nos sedans compactos, o Onix Plus (GM) segue como o mais vendido (FENABRAVE, 2021).

Por último, considerando os sedans médios, o Corolla (Toyota) e o Civic (Honda) estão entre os mais vendidos, com o primeiro assumindo o *ranking* de vendas nos últimos sete anos (FENABRAVE, 2021). Em relação ao Corolla, uma característica interessante deste veículo é sua nova motorização, a qual é híbrida, aumentando o interesse dos consumidores por sua economia de combustível e eficiência (Toyota, 2021).

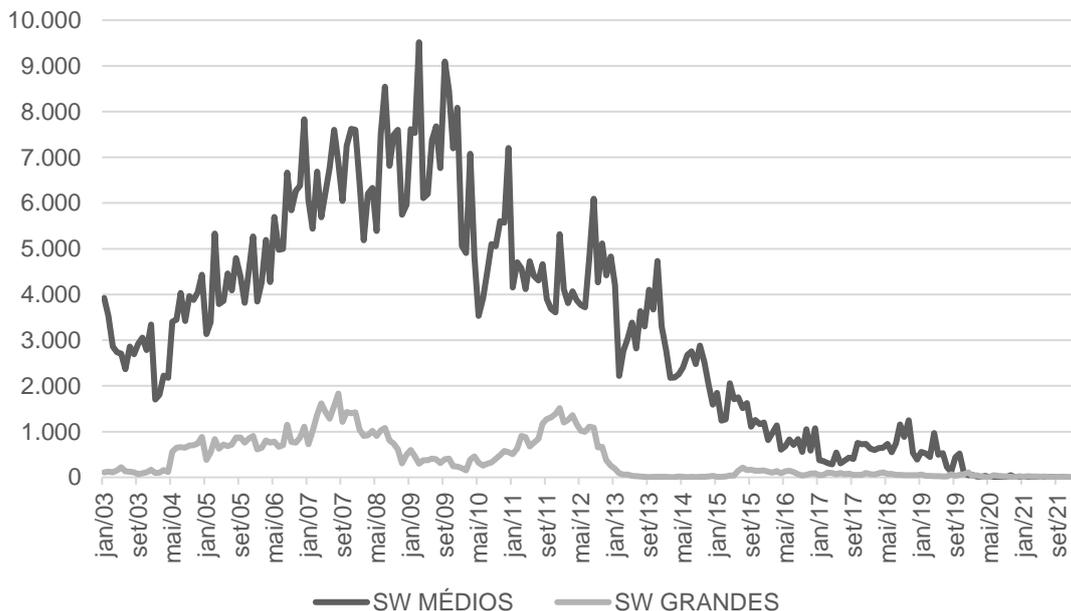
Figura 2: Emplacamentos por mês de sedans de todos os tamanhos – Brasil – 2003 a 2021



Fonte: Elaboração própria com base nos dados da Fenabrave (2022).

O emplacamento de SW (versão “perua” - versões ampliadas de modelos *hatchback* e sedan) grandes e médios pode ser observado na Figura 3.

Figura 3: Emplacamento por mês de SW grandes e médios



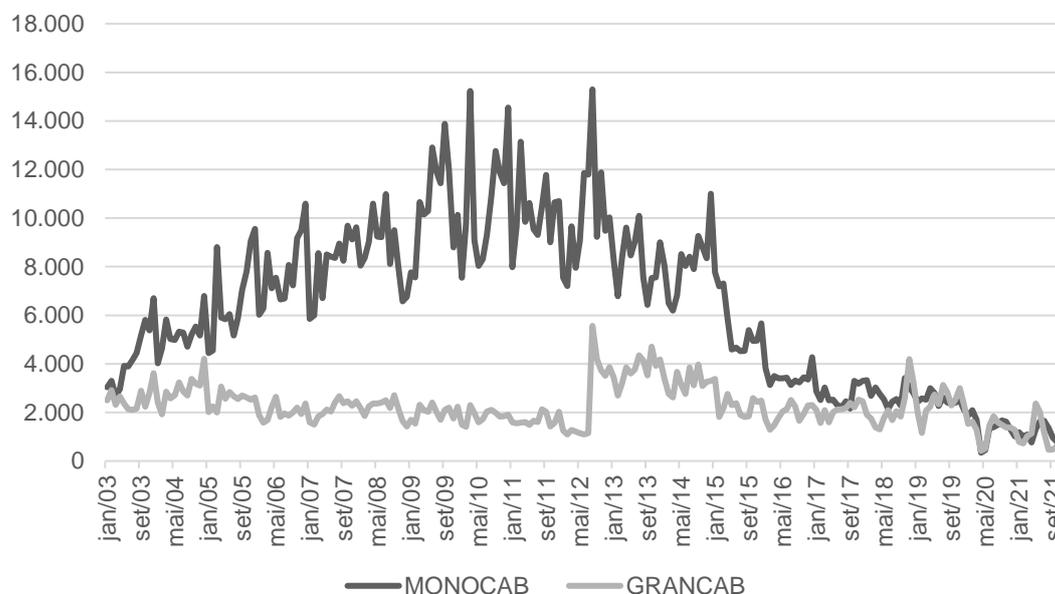
Fonte: Elaboração própria com base nos dados da Fenabrave (2022).

O mercado de SW médios e grandes é o que mais sentiu as mudanças ocorridas. Vendia-se cerca de 11 mil unidades por mês; atualmente, não se vende nem este valor por ano. Exemplos de veículos destes modelos são o Fiat Weekend, o VW Space Fox, Audi RS6 Avant, entre outros (FENABRAVE, 2021).

A queda nas vendas dos SWs foi, em parte, determinada pelos SUVs, que são tão espaçosas quanto as SWs, oferecem uma posição mais alta para condução e geram mais *status* aos proprietários. A maior procura pelos utilitários fez com que a renovação para adequação das SW não acontecesse (Bandeira, 2020).

A Figura 4 ilustra os emplacamentos para *monocab* (minivans) e *grancab* (minivans a partir de sete lugares).

Figura 4: Emplacamento por mês de *monocab* e *grancab* -Brasil – 2003 2021



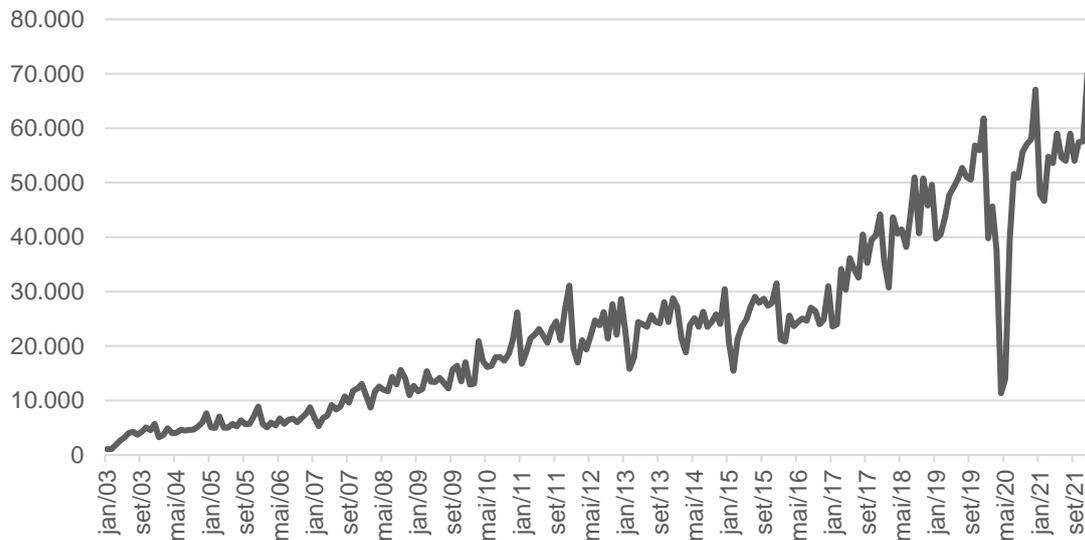
Fonte: Elaboração própria com base nos dados da Fenabrave (2022).

O mercado de *monocab* perdeu também grande parte de suas vendas, como pode ser visto pela Figura 4. O líder de vendas do modelo, em 2021, foi o Fit (Honda) com mais de 12 mil unidades. Já o mercado de *grancab* manteve sua tendência durante o período analisado, com destaque, em 2021, para a Spin (GM), com quase 13 mil unidades vendidas (FENABRAVE, 2021).

Por último, Figura 5, o SUV é o grande destaque do mercado; modelo mais vendido atualmente e segue em ascensão desde 2004. Seus líderes de vendas nos últimos dois anos foram o Renegade (Jeep), Compass (Jeep) e o TCross (VW) (FENABRAVE, 2021).

O crescimento do mercado de SUVs pode ser explicado devido ao grande conforto ofertado por esse modelo, grande espaço interno, altura do veículo, segurança, estabilidade, maior resistência, força, beleza e tecnologia. Além disso, esse modelo tem grande poder de inserção social do indivíduo, trazendo uma maior sensação de *status*, poder, presença, e a conquista de algo superior ao adquirir o veículo (Fornaciari, 2012).

Figura 5: Emplacamento por mês de SUVs – 2003 a 2021



Fonte: Elaboração própria com base nos dados da Fenabrave (2022).

Resultados dos modelos estimados

Nesta seção, buscou-se avaliar se variáveis como preço dos automóveis, preço dos combustíveis, renda, ICI, IAE, redução de IPI, taxa de juros e a presença da Uber no Brasil afetaram a demanda brasileira por carros. Além disso, foram testadas outras *proxies* com o objetivo de verificar a sensibilidade do modelo, contudo essas não apresentaram resultados satisfatórios para o trabalho. Por exemplo, para a variável de preço dos combustíveis utiliza-se do IPCA dos combustíveis como *proxy*, em que esta não foi significativa. No entanto, o resultado contradiz com o apresentado por MacCarthy (1996), uma vez que essa *proxy* é significativa no seu modelo.

Para o presente estudo, a variável dependente foi o número de emplacamentos de carros, variável discreta com valores não negativos (razão da escolha do método econométrico). Nesse contexto, a análise foi iniciada estimando-se o modelo com distribuição Poisson, que não se ajustou, e, em seguida, foi estimado o Binomial Negativo efetivamente analisado. Adicionalmente, o modelo foi estimado com erros padrões robustos para determinar consistentemente a matriz de covariância e gerar maior robustez ao método Binomial Negativo.

Primeiro, realizou-se uma verificação da superdispersão dos dados por meio da constatação de que a média (35.599) é menor que a variância (1.146.256.983). Adicionalmente, estimou-se os testes AIC, BIC e Verossimilhança.

Em relação aos testes, os coeficientes para os testes AIC e BIC foram menores para o Modelo Binomial Negativo. Para o teste de Verossimilhança, este apresentou maior valor para o Modelo Binomial Negativo. Concluiu-se, por meio das medidas de qualidade de ajuste supracitadas, a falta de aderência, no presente estudo, dos dados da variável número de emplacamento de carros à distribuição Poisson. Desse modo, estimou-se um modelo Binomial Negativo. Os resultados referentes às estimações dos modelos e estatísticas dos testes foram apresentados na Tabela 2.

Em relação a variável IPCA, os resultados apresentaram sinal esperado e foram significativos, confirmando as expectativas iniciais. Se houver um aumento em uma unidade percentual no IPCA, em média, e mantidas as demais condições contantes, a taxa de incidência mensal de emplacamentos será 3,14% menor; o que condiz com a teoria, uma vez que aumentos nos preços de um bem normal afetam sua demanda negativamente. Além disso, o trabalho de Gabriel (2013) corrobora com o resultado, apresentando também para esta variável o sinal negativo.

Os resultados obtidos para o preço do etanol também confirmaram as expectativas do modelo. Se houver um aumento em uma unidade monetária nesse preço, em média, e mantidas as demais condições contantes, a taxa de incidência mensal de emplacamentos será 8,74% menor. Este fato comprova que carros e etanol são bens complementares e que o efeito do preço do etanol é extremamente importante na decisão de compra de um veículo, pois, segundo Melo e Sampaio (2014), um aumento no preço da gasolina leva a uma substituição deste combustível pelo etanol no longo prazo.

Já o coeficiente para o preço da gasolina apresentou sinal contrário ao esperado. Se houver um aumento (diminuição) do preço da gasolina em uma unidade monetária, em média, e mantidas as demais condições constantes, a taxa de incidência mensal de emplacamentos será 4,3% maior (menor). O resultado desse sinal pode estar relacionado ao fato de abastecer ou não com gasolina. A partir da análise dos dados fornecidos pelo Programa Brasileiro de Etiquetagem Veicular (PBEV), verificado pelo Instituto Nacional de Metrologia, Qualidade e Tecnologia (INMETRO), para compensar abastecer à álcool, o preço do seu litro deve ser até 70% do preço do litro da gasolina (dependendo de modelos, essa porcentagem pode ser menor).

Para entender este cálculo para cada veículo, basta dividir a média por quilômetro do veículo abastecido a álcool pela média por quilômetro do veículo abastecido a gasolina. No período de análise do estudo, quando dividi-se a média do preço do etanol pela média do preço da gasolina de toda amostra, encontra-se o valor de 71,14%. Logo, de acordo com este cálculo, é vantajoso abastecer com gasolina, aumentando assim o seu consumo.

Além disso, o estudo de Leard, McCnnell e Zhou (2019) corrobora com o sinal não esperado. Os autores analisaram a demanda de veículos nos Estados Unidos e verificaram que com a elevação de um dólar no preço de todos combustíveis, aumentaria o registro em 17,4% de Honda Accords (considerado automóveis pela Fenabrave), que apresenta um consumo de 30 milhas por galão (mpg), em comparação aos registro da Ford F-150 (considerado comercial leve pela Fenabrave), que apresenta um consumo de 18 mpg. Com isso, aumentos no preço da gasolina fazem com que os consumidores busquem veículos em que a eficiência em relação ao consumo do combustível é maior. Por último, outro trabalho que também corrobora com este resultado é o de Pagani, Firme e Santos (2022). Os resultados apresentados pelos autores mostram que o aumento no preço dos combustíveis favorece o consumo de veículos de determinadas marcas.

Tabela 2: Modelo de Poisson e Binomial Negativo com efeitos fixos para as variáveis selecionadas, em que a variável número de emplacamentos de veículos é a dependente, e as estatísticas dos testes para qualidade do modelo - Brasil – (2003/2021)

| | Poisson | | Binomial Negativo | | Binomial Negativo Robusto | | Taxa de incidência mensal de emplacamentos* |
|--------------------------|-------------------------|---------|-------------------------|---------|---------------------------|---------|---|
| | Coefficientes do modelo | p-valor | Coefficientes do modelo | p-valor | Coefficientes do modelo | p-valor | |
| IPCA | -0,0398 (0,0001) | <0,001 | -0,0318 (0,0059) | <0,001 | -0,0318 (0,0058) | <0,001 | 0,9686 (0,0056) |
| Preço do Etanol | -0,1037 (0,0005) | <0,001 | -0,0913 (0,0200) | <0,001 | -0,0913 (0,0191) | <0,001 | 0,9126 (0,0173) |
| Preço da Gasolina | 0,0307 (0,0006) | <0,001 | 0,0421 (0,0213) | 0,048 | 0,0421 (0,0214) | 0,05 | 1,043 (0,0222) |
| Juros | -0,1414 (0,0012) | <0,001 | -0,0948 (0,0385) | 0,013 | -0,0948 (0,0386) | 0,014 | 0,9094 (0,0349) |
| Renda | 0,1466 (0,0035) | <0,001 | 0,4854 (0,1056) | <0,001 | 0,4854 (0,1097) | <0,001 | 1,6248 (0,1772) |
| ICI | 0,0069 (0,0000) | <0,001 | 0,0088 (0,0006) | <0,001 | 0,0088 (0,0008) | <0,001 | 1,0088 (0,0008) |
| IAE | 0,0124 (0,0000) | <0,001 | 0,0102 (0,0007) | <0,001 | 0,0102 (0,0008) | <0,001 | 1,012 (0,0008) |
| Pandemia | -0,3093 (0,0007) | <0,001 | -0,2725 (0,0231) | <0,001 | -0,2725 (0,0294) | <0,001 | 0,7614 (0,0222) |
| IPI | 0,0791 (0,004) | <0,001 | 0,1227 (0,0173) | <0,001 | 0,1227 (0,0179) | <0,001 | 1,1306 (0,0202) |
| Uber | -0,2361 (0,0005) | <0,001 | -0,3090 (0,0183) | <0,001 | -0,3090 (0,0195) | <0,001 | 0,7341 (0,0142) |
| AIC | 1.138.249,22 | | 22.337,87 | | | | |
| BIC | 1.138.324,80 | | 22.418,49 | | | | |
| Verossimilhança | -569.109,61 | | -11.152,94 | | | | |

Nota: *taxa de incidência mensal é em relação ao modelo Binomial Negativo Robusto

Fonte: Resultados da pesquisa.

Com relação à variável juros, os resultados apresentaram sinal esperado e foram significativos, confirmando as expectativas iniciais. Se houver um aumento em uma unidade percentual na taxa de juros, em média, e mantidas as demais condições contantes, a taxa de incidência mensal de emplacamentos será 9,06% menor. Uma menor taxa de juros aumenta o número de operações de consórcios e financiamentos, aquecendo o mercado de automóveis. Além disso, o brasileiro busca no momento de realizar um financiamento parcelas que “cabem no bolso” (Gabriel, 2013).

No que diz respeito à renda, o sinal foi positivo como esperado e sua variação exerce uma grande influência na demanda por carros. Em média, e mantidas as demais condições contantes, variações na renda afetam em 62,4% a taxa de incidência mensal de emplacamentos. Este resultado corrobora com a teoria, uma vez que o automóvel é considerado um bem normal e o efeito do aumento da renda faz com que a demanda deste bem aumente.

No que se refere ao ICI e IAE – *proxies* para crise –, essas variáveis afetam positivamente a taxa de incidência mensal de emplacamentos em cerca de 1%; percentual não tão expressivo quando se avalia todo o período. Em comparação ao trabalho de Pagani, Firme e Santos (2022), o mesmo apresentou também sinal positivo para sua variável de índice de confiança.

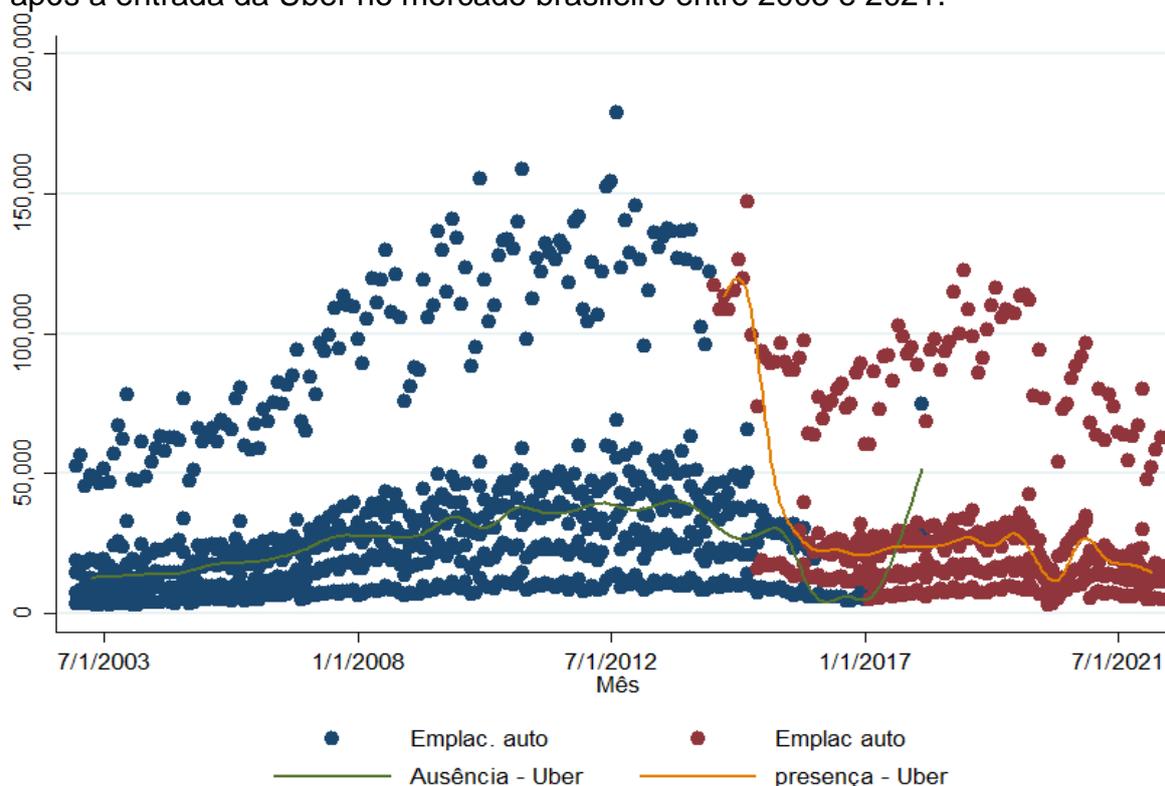
A variável IPI apresentou sinal esperado e significativo. Os governos concedem incentivos, como reduções de IPI, para evitarem um aprofundamento das crises. Uma política de redução de IPI, mantida as demais condições contantes, afeta

positivamente em 13,06% a taxa de incidência mensal de emplacamentos. Este resultado é corroborado pelo trabalho de Alvarenga et al. (2010).

Os resultados obtidos para a variável pandemia também apresentaram sinal esperado e significativo. A crise da Covid-19 é um exemplo importante de como um evento não esperado pode afetar a indústria automobilística e a economia como um todo. Segundo Fenabreve (2021), as montadoras brasileiras, que vinham se recuperando da crise de 2015, foram especialmente afetadas pelo surgimento da Covid-19. A falta de peças e componentes (o Brasil importa grande parte dessas peças da China), quarentenas e regras de distanciamento social no ambiente das fábricas foram importantes fatores que contribuíram para a redução da produção de automóveis em 2020. A pandemia, mantida as demais condições constantes, afeta negativamente em 23,86% a taxa de incidência mensal de emplacamentos.

Em relação à variável Uber, confirmou-se a hipótese inicial, pois, em média, Uber afeta negativamente em 26,59% a taxa de incidência mensal de emplacamentos. Duas das possíveis hipóteses para este sinal são os custos gerados ao se ter veículo próprio (estacionamento, impostos, manutenção etc.) e a qualidade e disponibilidade do transporte público, principalmente durante a pandemia por Covid-19. Outros prognósticos são as tarifas reduzidas, a disponibilidade tecnológica¹³ e a expectativa de benefícios¹⁴ (Violin, 2021). A Figura 6 ilustra a relação entre número de emplacamentos de carros e os períodos com e sem Uber no mercado brasileiro.

Figura 6: Número de emplacamentos de carros preditos, no período analisado, antes e após a entrada da Uber no mercado brasileiro entre 2003 e 2021.



¹³ Disponibilidade tecnológica e segurança de dados.

¹⁴ Benefícios ambientais (redução de veículos e poluentes) e sociais (valorização do profissional e próxima geração).

Figura 6: Número de emplacamentos de carros preditos, no período analisado, antes e após a entrada da Uber no mercado brasileiro

Por meio da figura, pode-se observar que, apesar das oscilações, a tendência de emplacamentos cai após a entrada da Uber no mercado (ilustração em vermelho). Antes da entrada da plataforma, o número de emplacamentos chegou a quase 200.000 por mês. Após a Uber, esse número não possuiu de 150.000. Este resultado sugere, então, que o mercado automobilístico deve prestar atenção na concorrência que o transporte por aplicativo gera. Além da Uber, outras plataformas e outras formas de transporte, como a sob demanda, vem surgindo e afetando o mercado de automóveis.

É importante salientar que o comportamento observado na Figura 6 pode ter sido afetado por outras variáveis que não a Uber, mas o alerta fica. As mudanças estão ocorrendo de forma rápida e intensa, a indústria precisa se planejar.

Conclusão

O presente estudo teve como objetivo principal analisar, para as regiões brasileiras, o comportamento do consumo de automóveis na presença e ausência da plataforma Uber. Este tema é extremamente importante por envolver várias transformações que afetam consumidores, produtores e os governantes, inclusive com mudanças de paradigmas.

Os resultados mostraram que a taxa de emplacamento mensal é afetada negativamente pelo IPCA, preço do etanol, taxa de juros e pandemia; e positivamente pelo preço da gasolina, ICI, IAE, IPI e renda. Observou-se que todas as variáveis analisadas, exceto o coeficiente do preço da gasolina, apresentaram sinais esperados, corroborando as expectativas iniciais. No que se refere à gasolina, a busca por automóveis com maior eficiência em termos de consumo de combustíveis e a substituição de gasolina por etanol podem explicar o resultado não esperado.

Apesar dos resultados satisfatórios, algumas limitações para as variáveis selecionadas foram verificadas. A primeira é em relação às *proxies* de crise; acredita-se que estas não conseguiram captar tão bem a incerteza do mercado em relação à demanda dos automóveis. Outra *proxy* é a de renda; apesar do seu sinal positivo ser corroborado pelos estudos supracitados, o salário-mínimo pode não captar tão bem os efeitos em determinadas classes sociais.

Concluiu-se também que a hipótese deste estudo foi confirmada. A presença da Uber no mercado brasileiro afetou negativamente o emplacamento de carros no período analisado. Os custos com veículo próprio e a qualidade e disponibilidade de transporte público podem ser citados como justificativas para essa diminuição.

Uma limitação importante do presente estudo é a construção da variável Uber. Como grande parte dos dados são regionais, obrigatoriamente, deve-se assumir a data em que aquela primeira cidade da região recebeu a Uber, como a data para toda a região. Por exemplo, se São Paulo foi a primeira cidade que recebeu na região Sudeste, a data da entrada da plataforma no mercado é assumida para toda região Sudeste. Assim, existem duas hipóteses sobre as influências geradas nos resultados. A primeira é que pode não haver subestimação ou superestimação, uma vez que no momento da chegada da Uber em determinado estado, pode ser que haja aplicativos de mobilidade urbana regionais já em funcionamento. A segunda está relacionada a um resultado superestimado, uma vez que assume-se um valor único para aquela

região, mesmo que a plataforma Uber não tenha chegado em todas as cidades da região.

Por fim, deve-se destacar a importância dos resultados para os agentes econômicos. Para os governantes, o trabalho pode auxiliar na formulação de políticas para o setor automotivo, como definição de taxas de juros, reduções de impostos, entre outras. Outro detalhe é que os aplicativos de mobilidade urbana estão se popularizando cada vez mais, se tornando necessárias políticas de regulação. Com relação às montadoras, devido aos altos preços dos combustíveis, é necessário apresentar automóveis com maior eficiência em termos de consumo, investindo cada vez mais em veículos elétricos e híbridos. Também é fundamental dar mais atenção ao mercado de aluguel e assinatura de automóveis, pois parte dos motoristas de aplicativo alugam veículos para poderem trabalhar.

Como sugestão para trabalhos futuros, a análise considerando o perfil do consumidor é fundamental. O carro próprio pode ser uma solução viável para alguns tipos de usuários. Identificar e avaliar a demanda para diferentes modelos de carros, controlando por perfis de consumidores, pode ser um tema interessante.

Referências

ALVARENGA, A. M. T. **Modelos lineares generalizados**: aplicação a dados de acidentes rodoviários. Dissertação (Mestrado em Gestão de Informação) – Universidade de Lisboa. Lisboa: ULisboa, 2015.

ALVARENGA, G. V.; ALVES, P. F.; SANTOS, C. F.; DE NEGRI, F.; CAVALCANTE, L. R.; PASSOS, M. C. Políticas anticíclicas na indústria automobilística: uma análise de cointegração dos impactos da redução do IPI sobre as vendas de veículos. **Texto para Discussão**, n. 1512, Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada. Brasília: IPEA, 2010.

AGÊNCIA NACIONAL DO PETRÓLEO, GÁS NATURAL E BIOCOMBUSTÍVEIS (ANP). **Série histórica de levantamento de preços**. Disponível em: <<https://www.gov.br/anp/pt-br/assuntos/precos-e-defesa-da-concorrenca/precos/precos-revenda-e-de-distribuicao-combustiveis/serie-historica-do-levantamento-de-precos>>. Acesso em: 15 mar. 2022.

ANTUNES, E. M.; SIMÕES, F. A. Engenharia urbana aplicada: um estudo sobre a qualidade do transporte público em cidades médias. **URBE - Revista Brasileira de Gestão Urbana**, Curitiba, v. 5, n. 2, p. 51-62, 2013. DOI: 10.7213/urbe.05.002.SE04

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BACEN). **Taxa média mensal de juros das operações de crédito com recursos livres - pessoas físicas - aquisição de veículos**. Disponível em: <<https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarSeries.do?method=preparaTelaLocalizarSeries>>. Acesso em: 21 de out. 2022.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BACEN). **Índice de atividade econômica - IAE**. Disponível em: <<https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarSeries.do?method=preparaTelaLocalizarSeries>>. Acesso em: 21 de out. 2022.

BANDEIRA, R. **Como, em 17 anos, os SUVs sufocaram as peruas até a morte no Brasil**. Quatro Rodas, 30 jan. 2020. Disponível em: <<https://quatrorodas.abril.com.br/noticias/como-em-17-anos-os-suvs-sufocaram-as-peruas-ate-a-morte-no-brasil/>>. Acessado em: 13 out. 2021.

BARRETO, Y.; SILVEIRA NETO, R. M.; CARAZZA, L. Uber and traffic safety: Evidence from Brazilian cities. **Journal of Urban Economics**, v. 123, 103347, 2021. DOI: 10.1016/j.jue.2021.103347

BARROS, D. C.; PEDRO, L. S. As mudanças estruturais do setor automotivo, os impactos da crise e as perspectivas para o Brasil. **BNDES Setorial**, Rio de Janeiro, n. 34, p. 173-202, 2011.

CAMERON, A. C.; TRIVEDI, P. K. **Regression analysis of count data**. 2 ed. New York: Cambridge University Press, 2013.

COELHO, L. A. A.; SILVA, L. A. S.; ANDRADE, M. O.; MAIA, M. L. A. Perfil socioeconômico dos usuários da Uber e fatores relevantes que influenciam a avaliação desse serviço no Brasil. In: Congresso Nacional de Pesquisa em Transporte da ANPET, 31, outubro de 2017, Recife. **Anais [...]**. Recife: ANPET, 2017.

COHEN, B.; KIETZMANN, J. Ride On! Mobility business models for the sharing economy. **Organization & Environment**, Thousand Oaks, v. 27, n. 3, p. 279-296, 2014. DOI: 10.1177/1086026614546199

FAÇANHA, C. **Brazil's INOVAR-AUTO incentive program**. 2013. International Council on Clean Transportation - ICCT. Disponível em: <<https://theicct.org/publication/brazils-inovar-auto-incentive-program/>>. Acesso em: 11 out. 2021.

FARIAS, F. M. V. **Avaliação da percepção de qualidade da prestação dos serviços de transporte individual de passageiros do Distrito Federal: Táxi e Uber**. Dissertação (Mestrado em Transportes) – Universidade de Brasília. Brasília: UnB, 2016. DOI: 10.26512/2016.07.D.21621

FEDERAÇÃO NACIONAL DA DISTRIBUIÇÃO DE VEÍCULOS AUTOMOTORES (FENABRAVE). **Emplacamentos de veículos crescem em dezembro e o ano de 2020 teve queda menor do que a esperada**. 05 jan. 2021. Disponível em: <<http://www.fenabreve.org.br/portal/conteudo/view/16675>>. Acesso em: 10 out. 2021.

FEDERAÇÃO NACIONAL DA DISTRIBUIÇÃO DE VEÍCULOS AUTOMOTORES (FENABRAVE). **Emplacamentos novos**. Disponível em: <<http://www.fenabreve.org.br/Portal/conteudo/emplacamentos>>. Acesso em: 22 mar. 2022.

FERREIRA, A. L.; TSAI, D. S.; BOARETO, R. **Transição da indústria automotiva**

brasileira: desafios e perspectivas para uma conversão alinhada à mobilidade inclusiva e de baixas emissões. Fundação Rosa Luxemburgo / Instituto de Energia e Meio Ambiente. São Paulo: IEMA, 2021.

FORNACIARI, I. R. V. **Análise dos signos e símbolos sociais capazes de influenciar o processo de compra de automóveis.** Dissertação (Mestrado em Administração) – Universidade FUMEC. Belo Horizonte: FUMEC, 2012.

FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS - INSTITUTO BRASILEIRO DE ECONOMIA (FGV/IBRE). **Índice de Confiança da Indústria.** 2021. Disponível em: <https://extra-ibre.fgv.br/IBRE/sitefgvdados/visualizaconsulta.aspx>. Acesso em: 26 nov. 2022.

Gabriel, L. F. (2013). A INDÚSTRIA AUTOMOBILÍSTICA NO BRASIL E A DEMANDA DE VEÍCULOS NO PERÍODO 2000-2010. *Análise Econômica*, 31(59). <https://doi.org/10.22456/2176-5456.21473>

HESSE, K.; FORNAHL, D. Essential ingredients for radical innovations? The role of (un-) related variety and external linkages in Germany. **Papers in Regional Science**, v. 99, n. 5, p. 1165-1183, 2020. DOI: 10.1111/pirs.12527

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo – variação mensal.** Disponível em: <<https://sidra.ibge.gov.br/acervo#/S/IA/A/82/T/Q>>. Acesso em: 01 out. 2022.

INSTITUTO NACIONAL DE METROLOGIA, QUALIDADE E TECNOLOGIA (INMETRO). **Veículos Automotivos (PBE veicular).** Disponível em: <<https://www.gov.br/inmetro/pt-br/assuntos/avaliacao-da-conformidade/programa-brasileiro-de-etiquetagem/tabelas-de-eficiencia-energetica/veiculos-automotivos-pbe-veicular>>. Acesso em: 08 de fev. 2022.

JOHNSTONE, N.; HAŠČIČ, I.; POPP, D. Renewable energy policies and technological innovation: evidence based on patent counts. **Environmental and Resource Economics**, v. 45, n. 1, p. 133-155, 2010. DOI: 10.1007/s10640-009-9309-1

LASMAR JÚNIOR, E. L.; GANDIA, R. M.; SOUZA, T. A.; SUGANO, J. Y.; RODRIGUEZ, D. Z. Novos modelos de negócios e a economia compartilhada: impactos e desafios para a indústria tradicional de automóveis. In: Seminários em Administração - SemeAd, 20, novembro de 2017, São Paulo. **Anais [...]**. São Paulo: USP, 2017.

LEARD, B.; MCCONNELL, V.; ZHOU, Y. C. The effect of fuel price changes on fleet demand for new vehicle fuel economy. **The Journal of Industrial Economics**, v. 67, n. 1, p. 127-159, 2019. DOI: 10.1111/joie.12198

LIMA JUNIOR, P. P. **Previsão de demanda de veículos automotores através do modelo de regressão linear múltipla.** Trabalho de Conclusão de Curso

(Bacharelado em Engenharia Mecânica) – Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho". Guaratinguetá: Unesp, 2015.

LUCINDA, C. R.; PEREIRA, L. M. S. Efeitos da Política de Redução do IPI sobre o mercado de automóveis novos. In: Encontro Nacional de Economia, 45, dezembro de 2017, Natal. **Anais** [...]. Niterói: ANPEC, 2017.

MAS-COLELL, A., WHINSTON; M. D.; GREEN, J. R. **Microeconomic Theory**. Oxford: Oxford University Press, 1995.

MCCARTHY, P. S. Market price and income elasticities of new vehicle demands. **The Review of Economics and Statistics**, Massachusetts, v. 78, n. 3, p. 543-547, 1996. DOI: 10.2307/2109802

MELO, A. S.; SAMPAIO, Y. S. B. Impactos dos preços da gasolina e do etanol sobre a demanda de etanol no Brasil. **Revista de Economia Contemporânea**, Rio de Janeiro, v. 18, n. 1, p. 56-83, 2014. DOI: 10.1590/141598481813

NEGRI, J. A. Elasticidade-renda e elasticidade- preço da demanda de automóveis no Brasil. **Texto para Discussão**, n. 558, Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada. Brasília: IPEA, 1998.

NICOLAY, R.; JESUS, D. As elasticidades da demanda por veículos novos no Brasil: Uma análise considerando o preço dos veículos usados. **Econômica**, Niterói, v. 21, n. 2, p. 33-49, 2019. DOI: 10.22409/reuff.v0i0.35138

ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DA SAÚDE (OMS). **Coronavirus disease 2019 (COVID-19) Situation Report – 51**. Disponível em: < https://www.who.int/docs/default-source/coronaviruse/situation-reports/20200311-sitrep-51-covid-19.pdf?sfvrsn=1ba62e57_10>. Acesso em: 22 de jan. 2023.

PAGANI, P. A. S.; FIRME, V. A. C.; SANTOS, M. A. D. Determinantes da demanda do setor automobilístico brasileiro: uma análise empírica. **Estudos Econômicos**, São Paulo, v. 52, n. 3, p. 613-645, 2022. DOI: 10.1590/1980-53575235pvm

PAULA, G. A. **Modelos de regressão**: com apoio computacional. São Paulo: USP, 2004.

RESENDE, G. M.; LIMA, R. C. A. Evaluating the competition effects of uber's entry into the Brazilian incumbent cab-hailing app segment. **Journal of Competition Law & Economics**, v. 14, n. 4, p. 608-637, 2018. DOI: 10.1093/joclec/nhz005

RODRIGUES, M. A. **Analysis of the urban public transportation based on parameters of quality**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) – Universidade Federal de Uberlândia. Uberlândia: UFU, 2008.

SILVA, L. A. S.; ANDRADE, M. O.; MAIA, M. L. A. How does the ride-hailing systems demand affect individual transport regulation? **Research in Transportation Economics**, Amsterdam, v. 69, p. 600-606, 2018. DOI: 10.1016/j.retrec.2018.06.010

TOYOTA. **Conheça as versões | Modelo 2022**. Disponível em: <<https://www.toyota.com.br/modelos/corolla/>>. Acesso em: 10 out. 2021.

UBER. **O impacto da Uber no Brasil**. Disponível em: <<https://uberbrasil.publicfirst.co/?lang=pt-br#execsum>>. Acesso em: 10 out. 2021.

VIOLIN, F. B. Motivators for the use of vehicle sharing services on demand in Brazil. ***The Journal of Globalization, Competitiveness, and Governability***. v. 15, n. 3, p. 51-65, 2021. DOI: 10.3232/GCG.2021.V15.N3.02

VIJ, A. Understanding consumer demand for new transport technologies and services, and implications for the future of mobility. **Data-driven Multivalence in the Built Environment**, p. 91-107, 2020. DOI: 10.1007/978-3-030-12180-8_5

WALLSTEN, S. The Competitive Effects of the Sharing Economy: How is Uber Changing Taxis? **Technological Policy Institute**, Washington, v. 23, n. 2, p. 1-22, 2015.

WINKELMANN, R. **Econometric analysis of count data**. Berlin: Springer Science & Business Media, 2008.