

# Impacto dos Aplicativos de Serviços de Transporte Individual nos Acidentes de Trânsito

Gabriel Amil Bastos<sup>\*</sup>  
UFES

Renato Seixas<sup>†</sup>  
UFES/GPE

**Resumo:** No presente artigo estimamos o impacto da introdução dos aplicativos de transporte individual nos acidentes de trânsito. A fim de encontrar um efeito causal, exploramos a introdução gradual da oferta dos serviços da Uber em 154 municípios brasileiros com mais de 250.000 habitantes no período de 2009 a 2017. Utilizando uma estratégia de diferenças em diferenças, não foram encontradas evidências de efeito estatisticamente significativo sobre taxas de óbitos, número e valor de internações relacionadas a acidentes de trânsito por 100 mil habitantes. Nosso resultado encontra paralelos em estudos realizados nos EUA que encontram o mesmo padrão de comportamento.

**Palavras Chave:** Acidentes de trânsito, Uber, Deseconomias Urbanas  
**Área de submissão:** Economia Regional e Urbana  
**JEL:** I00,O3,R4

**Abstract:** In this paper we estimate the impact of the introduction of individual transport applications on traffic accidents. In order to find a causal effect, we explored the gradual introduction of the offer of Uber services in 154 Brazilian municipalities with more than 250,000 inhabitants in the period from 2009 to 2017. Using a differences in differences strategy, no evidence of a statistically significant effect was found on death rates, number and value of hospitalizations related to traffic accidents per 100 thousand inhabitants. Our result finds parallels in studies carried out in the USA that find the same pattern of behavior.

**Keywords:** traffic accidents, Uber, urban diseconomies  
**Submission area:** Regional and Urban Economics  
**JEL:** I00, O3, R4

---

<sup>\*</sup> [gabrielbamil@gmail.com](mailto:gabrielbamil@gmail.com)

<sup>†</sup> [renato.seixas@ufes.br](mailto:renato.seixas@ufes.br)

## 1. Introdução

As “deseconomias urbanas”, também conhecidas como externalidades negativas urbanas, demonstram-se em diversas formas, sendo as mais perceptíveis na rotina da sociedade: congestionamentos, poluição e acidentes de trânsito (Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada, 2015). Percebem-se custos presentes nestas deseconomias urbanas de trânsito ao analisar o número e o volume em que ocorrem acidentes no trânsito diariamente em todo território brasileiro. Suas consequências ao bem-estar dos cidadãos são claras e visíveis, principalmente se considerarmos o número de acidentes fatais em território nacional, tanto em vias urbanas, quanto rodovias.

Em estudo de 2015, o IPEA estimou este custo nas aglomerações urbanas entre R\$ 9,9 bilhões e R\$ 12,9 bilhões (Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada, 2015). Com relação às componentes desses custos e sua distribuição, tem-se as seguintes estimativas: perda de produção (42%), danos à propriedade (30%), custos médico-hospitalares (15,9%) e outros custos (11,3%) – judiciais, congestionamentos, previdenciários, remoção de veículos, outros meios de transporte, atendimento policial, agente de trânsito e impacto familiar (Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada, 2015).

Em 2010, surge nos EUA o aplicativo Uber, no qual motoristas disponibilizam corridas em seus carros particulares via aplicativo para os usuários que desejam estas, facilitando o acesso e com custo reduzido se comparado aos tradicionais táxis (Dills & Mulholland, 2018). Essa inovação tecnológica alterou a dinâmica dos mercados de serviços de transporte urbano e vem chamando atenção para a discussão dos impactos de sua entrada nesse mercado. Em paralelo, no decorrer dos anos, outros aplicativos similares entraram nesse mercado, elevando a participação desse serviço na vida daqueles que transitam pelas vias urbanas e consolidando uma nova modalidade de transporte de passageiros nas cidades.

Os efeitos da introdução dessa tecnologia sobre as deseconomias urbanas são ambíguos (Barrios, Hochberg, & Yi, 2020). Por um lado, a maior oferta de serviços de transporte de passageiros pode remover alguns motoristas que substituiriam a direção de seus próprios veículos pela utilização dessa opção de transporte. Essa redução de motoristas poderia reduzir a quantidade de acidentes, possivelmente fatais, tanto pela redução do número de motoristas totais como pela melhora da qualidade dos motoristas, na medida em que reduza o número de pessoas incapacitadas por uso de álcool ou outras substâncias ao volante. Por outro lado, o advento dessas plataformas também atrai mais motoristas em busca da remuneração pelo serviço. Esses motoristas têm que dirigir por mais tempo e por maiores distâncias para encontrar melhores viagens, sendo também estimulados pelas operadoras que desejam que a disponibilidade seja imediata. Adicionalmente, as tarifas mais baratas cobradas por essa opção também atrai passageiros de outros modais de transporte que não utilizariam serviços prestados por carros. Dessa maneira, o efeito líquido sobre o número de veículos em circulação e o número de acidentes não pode ser determinado a priori.

A literatura sobre impactos dos serviços de transporte por aplicativo na taxa de mortalidade no trânsito baseia-se, predominantemente, no caso norte americano e exploram a introdução gradual dos serviços de *ride-sharing* no território dos EUA (Brazil & Kirk, 2016; Greenwood & Wattal, 2017; Dills & Mulholland, 2018; Barrios, Hochberg, & Yi, 2020). Examinando as 100 áreas metropolitanas mais populosas entre os anos de 2005 e 2014, Brazil e Kirk (2016) não encontraram evidência de associação entre a introdução do Uber com o número de fatalidades no trânsito, seja no total de fatalidades seja em mortes relacionadas à direção embriagada ou mortes durante o fim de semana e feriados. Já Greenwood e Wattal (2017) estimam os impactos da adoção do

serviço de transporte do aplicativo Uber sobre o número de óbitos no trânsito em acidentes relacionados com o consumo de álcool nos municípios do Estado da Califórnia, encontrando redução entre 3,6% e 5,6% na taxa fatalidades em acidentes de trânsito.

Dills e Mulholland (2018) apresentam um resultado sobre a influência dos serviços do serviço *ride-sharing* em acidentes fatais e também na criminalidade fazendo uma análise em nível de condados nos EUA no período de 2007 a 2015. Em suas estimativas, os autores encontraram evidências de redução em taxas de acidentes fatais entre 0,7% e 1,6% por trimestre. No mesmo estudo, os autores também encontram redução de 0,8% em prisões por direção sob efeito de substâncias. Por fim, Barrios, Hochberg e Yi (2020) fazem um estudo abrangente em cidades (“incorporated places”) com mais de 10.000 habitantes em 2010 em todo território continental dos EUA, no período de 2001 a 2016. Os autores documentam um aumento de 2% a 4% no número de acidentes fatais. Complementarmente, também encontram evidências de aumento na margem intensiva do tráfego de veículos materializado no aumento de milhas percorridas por veículos, consumo de gasolina, horas anuais gastas no tráfego e registro de automóveis.

No Brasil, estudo recente (Barreto, Silveira Neto, & Carazza, 2019) estimou o efeito da introdução dos serviços da Uber sobre óbitos e internações relacionadas a acidentes de trânsito nos municípios com mais de 100 mil habitantes entre 2011 e 2016. Os autores estimaram uma redução de 10% na taxa de mortalidade relacionada a acidentes de trânsito por trimestre, o que corresponde a aproximadamente 1,5 mortes considerando o tamanho médio das populações dos municípios. Com relação às internações, os autores estimam uma redução de 17%.

O presente artigo busca preencher lacunas deixadas na literatura do caso dos serviços de *ride-sharing* no Brasil, estendendo a análise de Barreto et. all. (2019). Concretamente, incluímos na análise o ano de 2017 e reduzimos o grupo de municípios para uma amostra mais homogênea e com maior população. Além da taxa de mortalidade e do número de internações, foi incluído também o custo com as internações relacionadas a acidentes de trânsito como variável dependente. Por fim, também incluímos entre as variáveis de controle o tamanho das frotas de veículos por 100 mil habitantes, na medida em que essa é uma variável importante na determinação de acidentes de trânsito e, possivelmente, na introdução dos serviços de *ride-sharing* nos municípios. Os resultados encontrados, em contraponto à principal referência nacional, não apresentam efeitos para a atividade da Uber nos municípios para as variáveis de mortalidade, internações ou custos relativos a internações relacionadas a acidentes de trânsito. Dentre as especificações foi incluído o tamanho da frota nos municípios, o número de leitos e de médicos disponíveis, e ao incluir estes controles o resultado não corroborou com as evidências anteriores.

A organização do artigo segue a seguinte estrutura. A seção 2 descreve a estrutura de funcionamento do mercado de *ride-sharing* no Brasil. A seção 3 descreve os dados utilizados. A seção 4 discute a estratégia empírica. A seção cinco discute os resultados das estimações e a seção seis sumariza as principais conclusões.

## 2. A Uber no Brasil<sup>3</sup>

Fundada em 2010 na cidade de São Francisco nos EUA, a Uber é uma empresa de tecnologia que tem por objetivo conectar usuários demandantes de viagens urbanas com

---

<sup>3</sup> Informações retiradas do website: <https://www.uber.com/pt-BR/newsroom/hist%C3%B3ria/>.

motoristas parceiros disponíveis para realizá-las, através de uma plataforma que funciona em smartphones com poucos cliques. No Brasil, sua atuação teve início em 2014 durante a Copa do Mundo. Inicialmente cobrindo a cidade do Rio de Janeiro, logo se expandiu para outras capitais, como: São Paulo, Belo Horizonte e Brasília. Em 2020 já é possível solicitar o serviço em todas as capitais e principais regiões metropolitanas. Contando também com cidades de menor patamar e regiões mais próximas ao interior, a Uber oferece o serviço de intermediação em mais de 500 municípios no país. Nestes municípios, contam com um total aproximado de 22 milhões de usuários e um milhão de motoristas cadastrados<sup>4</sup>.

Apesar de surgir como ofertante de um serviço de carros de luxo, a Uber logo aumentou sua gama de produtos disponíveis. No Brasil é possível realizar a viagem através de quatro principais formas: “UberX”, que é a forma mais comumente vista de preços mais acessíveis e carros mais simples; “Uber Confort”, na qual os carros são espaçosos e o preço pouco maior do que o UberX; “Uber Black”, que oferece aos usuários carros premium, tendo como padrão banco de couro e serem carros sedã. Além destas também existe a opção “Uber Juntos” (*Uber Pool*), que permite o compartilhamento da viagem entre usuários que façam o mesmo trajeto. Dentro das diferenças de preço e formato das modalidades, a plataforma exige padrões mínimos de qualidade dos carros, assim como habilitação com autorização para exercer atividade remunerada dos motoristas. Este formato garante, através de diversos recursos de confirmação de identidade e checagem de informações, segurança no serviço entre as partes interessadas.

O serviço prestado pela Uber possui um marco regulatório previsto na Lei Federal 12.587/12<sup>5</sup>, integrando a Política Nacional de Mobilidade Urbana. Sua atividade também é regulamentada em todo estado nacional, através da Lei Federal 13.640/18<sup>6</sup>. Apesar de alguns conflitos e divergências nas instâncias municipais, a Uber enfatiza que a falta de regulamentação não confere ilegalidade a atuação. O Supremo Tribunal Federal (STJ) já deliberou a favor da empresa, garantindo que proibições são inconstitucionais e violam a livre concorrência, garantindo que sejam cumpridas as Leis Federais<sup>7</sup>.

No setor de atuação da Uber, seus principais concorrentes a nível nacional são a 99 e Cabify. Em um dos principais rankings de qualidade tecnológica no Brasil, este se demonstrou superior nas últimas edições as quais participou. Dentre os critérios estão: o feedback dos usuários, regiões disponíveis, o custo-benefício, funções de destaque e o canal de atendimento da empresa<sup>8</sup>.

### 3. Dados

Para realizar este estudo, foram utilizados dados municipais no período de 2009 até 2017<sup>9</sup>. A amostra foi limitada a 154 municípios que contêm população superior a 250.000 habitantes segundo a estimativa de população do IBGE do ano de 2019. Estas

---

<sup>4</sup> Informações retiradas do website: <https://www.uber.com/pt-BR/newsroom/fatos-e-dados-sobre-uber/>.

<sup>5</sup> Disponível em: [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_ato2011-2014/2012/lei/l12587.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2012/lei/l12587.htm).

<sup>6</sup> Disponível em: [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_ato2015-2018/2018/lei/L13640.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2015-2018/2018/lei/L13640.htm).

<sup>7</sup> Informações retiradas do website:

<http://portal.stf.jus.br/noticias/verNoticiaDetalhe.asp?idConteudo=410556>.

<sup>8</sup> Informações retiradas do website: <https://www.techtudo.com.br/noticias/2019/12/premio-melhores-do-ano-techtudo-revela-aplicativos-vencedores-em-2019.ghml>.

<sup>9</sup> O período de análise foi limitado pela disponibilidade de dados da pesquisa RAIS do Ministério do Trabalho e emprego que, até o momento, vai até 2017.

idades foram selecionadas com o intuito de homogeneizar as amostras de controle e tratamento, dada a propensão a atuação da Uber em municípios de maior porte no contexto nacional.

Os dados referentes à vitimização em acidentes de trânsito foram obtidos junto ao Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde (DATASUS), operacionalizado pelo Ministério da Saúde do Brasil. Estes dados são coletados mensalmente pelos sistemas geridos pelas Secretarias Estaduais e Municipais de Saúde e são disponibilizados em periodicidade anual no site do DATASUS<sup>10</sup>. Utilizamos o número de óbitos por causas externas e as informações sobre morbidade hospitalar do SUS por causas externas, que incluem o número de internações e o valor total referente a internações. Estas variáveis foram consideradas dentro da CID – 10 (Classificação Internacional de Doenças) para os grupos que fazem referência a acidentes de transporte. Foram utilizadas desagregações por local de ocorrência e local de residência, por sexo e por faixas de idade. Por economia de espaço, apresentamos os resultados referentes às estimações por local de ocorrência, no caso dos óbitos, e local de internação. Todas as variáveis foram transformadas em taxas por 100.000 habitantes em cada município para os anos de referência.

Para identificar os municípios de atuação da Uber, bem como as datas de início em cada um, foram realizadas buscas no site da empresa, e em alguns casos em noticiários locais. No site da Uber existe um blog, no qual são lançadas notícias de seu início de operação para a maior parte dos municípios e regiões metropolitanas estão disponíveis. Dessa maneira, foi possível identificar o mês e o ano do início das operações da Uber em cada município. Para definir o ano de entrada da Uber em cada município tomamos como critério o mês do início de atuação. Assim, para os municípios nos quais a o início se deu no último bimestre do ano consideramos que as atividades se iniciaram no ano seguinte ao da entrada.

Os modelos estimados incluíam variáveis de controle que podem variar no tempo e por município. Através da plataforma do DATASUS foi possível condensar os dados referentes ao número médio de leitos disponíveis nas diferentes formas (ambulatório, internação etc.), e também o número médio de médicos disponíveis para cada ano e município da amostra. Também utilizamos informações referentes às frotas de veículos que estão disponíveis no site do Ministério da Infraestrutura do Brasil, na página do Departamento nacional de trânsito (Denatran) e foram avaliados de forma agregada e separados por categorias, como: frota de carros, frota de motocicletas etc. Em ambos os casos os dados foram normalizados para uma taxa por 100.000 habitantes.

A fim de entender qual o perfil dos grupos de amostra, foram selecionadas variáveis que forneçam características produtivas e de renda dos municípios. Através do portal de extração de dados do IBGE, foi possível coletar dados de estimativa populacional, PIB municipal e valor adicionado bruto dos grandes setores. Por meio da RAIS (Relação Anual de Informações Sociais), que fornece informações acerca dos trabalhadores formais, foi utilizado o salário médio destes.

Os dados relacionados ao PIB e aos gastos com internações hospitalares foram trazidos a preços reais utilizando o IGP-M (Índice Geral de Preços do Mercado) acumulado nos anos de referência. Já o salário médio foi deflacionado utilizando o IPCA (Índice nacional de preços ao consumidor amplo), e ambos foram extraídos do IPEA data, onde esses estão disponíveis em formato de índice.

---

<sup>10</sup> <http://www2.datasus.gov.br/DATASUS/index.php?area=0205&id=6937>

#### 4. Estratégia Empírica

Ao realizar uma investigação sobre o impacto da inserção desta atividade sobre a mortalidade e a morbidade provocada por acidentes de trânsito, compreende-se a necessidade de comparar um grupo de municípios que recebeu este tratamento e um que não recebeu. Entretanto, para que o resultado seja crível, é necessário que se busque contornar problemas comumente existentes em análises empíricas resultantes da natureza não experimental, i.e., não aleatória, da introdução desse tratamento nos municípios. Tal característica do processo de distribuição do tratamento dá origem ao que se conhece na literatura pelo nome de “viés de seleção” (Inbens & Wooldridge, 2009).

O viés de seleção ocorre sempre que a administração de um tratamento sobre uma determinada unidade está correlacionada com características observáveis ou não observáveis que também influenciam a variável sobre a qual se deseja estimar o impacto do tratamento estudado. No caso do presente estudo, a comparação do número de mortes por acidentes de trânsito entre dois municípios pode ser influenciada positivamente pela diferença entre, por exemplo, as densidades de veículos por habitantes em cada município antes da introdução do tratamento. Assim, para estimar corretamente o efeito do tratamento, um pesquisador, ao comparar municípios tratados e não tratados deveria levar em consideração na sua análise todas as variáveis que possuem essa mesma característica. Dessa forma, estaria aproximando sua análise do ideal, mantendo tudo que afeta a variável de interesse constante e alterando apenas o tratamento.

No presente trabalho, exploraremos a introdução gradual do serviço de *ride-sharing* pela Uber como estratégia de identificação do efeito causal desses serviços sobre taxas de óbitos, internações e valor de internações relacionadas a acidentes de trânsito, utilizando um arcabouço de diferença em diferenças (Inbens & Wooldridge, 2009). Essa metodologia propõe uma comparação das trajetórias da variável de interesse entre grupos tratados e não tratados (controle) antes e depois da ocorrência do tratamento. No período de análise (2009 -2017), 137 municípios da amostra eram servidos pela plataforma e 17 ainda não eram<sup>11</sup>. No que segue, o primeiro grupo será referido como “tratados” e o segundo como “controle”. A diferença entre essas duas trajetórias é o que o método das diferenças em diferenças atribui ao efeito causal do programa. A especificação do modelo econométrico segue a seguinte forma:

$$\ln(1 + Y_{mt}) = \alpha + \theta_m + \gamma_t + \delta UBER_{mt} + \gamma X_{mt} + \sum_k \theta_k (MUNIC_k \times t) + e_{mt} \quad (\text{eq. 1}).$$

Neste modelo,  $Y_{mt}$  representa as variáveis dependentes utilizadas – taxa de óbitos, taxa de internações e valor total de internações, ambas relacionadas a acidentes de trânsito em taxas por 100.000 habitantes. A variável,  $UBER_{mt}$  representa a indicação que o município naquele ano específico possui oferta dos serviços de transporte por aplicativo.  $X_{mt}$  são outras variáveis de controle que variam de acordo com o município e também ao longo do tempo, como: número de veículos em circulação por 100.000 habitantes, total de leitos por 100.000 habitantes, total de médicos por 100.000 habitantes, salário médio e percentual do valor adicionado em atividades urbanas – indústria, serviços e administração pública. Os termos  $\theta_m$  e  $\gamma_t$  representam efeitos fixos para municípios e anos. Esses efeitos fixos capturam características específicas dos municípios que não variam com o tempo, tais como topografia ou clima, e choques que

---

<sup>11</sup> Atualmente (2020) todos os municípios da amostra são servidos pela Uber.

afetem todos os municípios em determinado ano, tais como recessões ou preços de combustíveis. O termo  $MUNIC_k \times t$ , representa tendências lineares específicas a cada município. Por fim,  $e_{mt}$  representa o erro do modelo. O parâmetro de interesse que corresponde ao efeito causal que se quer estimar é o associado a variável  $APLICATIVO_{mt}$ .

Em complemento ao modelo principal apresentado, também foram feitos testes de robustez para heterogeneidade do efeito do Uber, tanto para diferentes regiões do país quanto para as capitais. Para todas as especificações foram utilizados desvios padrões robustos (Arellano, 1987) agrupados por município (Bertrand, Duflo, & Mullainathan, 2004).

## 5. Resultados

### 5.1. Análise Descritiva

A tabela 1 traz as estatísticas descritivas para os 154 municípios da amostra no ano de 2017, já após a inclusão do tratamento na maior parte do território utilizado. No caso das variáveis relacionadas aos acidentes de trânsito, é possível observar uma grande discrepância entre os municípios. O número médio de óbitos em acidentes de trânsito por 100 mil habitantes foi de 18,78 enquanto que o número de internações relacionadas a essa causa foi de 134,31, com um valor médio de gasto da ordem de R\$ 163,2 mil. Com relação à população, o valor médio foi de 626,3 mil e a frota total de 52,3 mil por 100 mil habitantes. Também se nota pela distribuição dos valores adicionados que a amostra dos municípios concentra grande parte da atividade econômica na área urbana e apenas 1,21% do valor adicionado vindo da agropecuária.

Na tabela 2 fazemos uma comparação entre os municípios tratados até o ano de 2017 e os municípios de controle no ano anterior à introdução do tratamento (2013). Nota-se que os grupos de municípios apresentam um patamar semelhante nas variáveis dependentes, e em vários outros indicadores antes do tratamento. Entretanto, percebem-se também diferenças significativas em um número importante de indicadores: frota de carros, PIB e população. Essas diferenças refletem a natureza não aleatória da introdução dos serviços da Uber nos municípios, que parece privilegiar municípios com maiores frota de veículos, maior PIB e maior população.

As figuras um a três indicam as trajetórias das variáveis dependentes em ambos os grupos de municípios antes do início da atuação da Uber (2009 – 2013). O gráfico relacionado à variável óbito por 100 mil habitantes demonstra uma aparente tendência paralela (Figura 1). Porém, ao avaliarmos as figuras 2 e 3, referentes às variáveis de morbidade (internações e valor total de internações) por 100 mil habitantes, esta tendência paralela não se verifica. A presença de tendências não paralelas justifica a necessidade de inclusão de um componente de tendência específico a cada município no modelo econométrico.

### 5.2. Resultados Econométricos

Na tabela 3, observamos as diferentes especificações dos modelos econométricos referentes aos efeitos da Uber sobre os óbitos por acidentes de trânsito. Quando observado um modelo simples, desconsiderando os efeitos fixos e as tendências lineares, encontramos efeitos estatisticamente significativos de redução nos óbitos. Porém, com a introdução no modelo de efeitos fixos e variáveis de controle, o efeito não permanece. Efeitos que inicialmente aparentavam acarretar uma redução de

aproximadamente 21,6% nos óbitos por 100 mil habitantes, dão lugar a resultados que não são estatisticamente significativos. Das variáveis de controle incluídas, foram encontrados efeitos significativos para o tamanho da frota de veículos, sendo responsável por uma variação positiva de 1,283% e salário. Estes resultados corroboram a hipótese de que o tamanho da frota como uma variável importante na especificação do modelo.

Nas estratificações da variável dependente em diferentes faixas de idade, e também por sexo os resultados se mantiveram os mesmos, com alguma variação na magnitude e significância da variável tamanho da frota que não foi estatisticamente significativa para os óbitos ocorridos no grupo do sexo feminino e também na faixa de idade inferior a 20 anos.

A tabela 4 traz as mesmas especificações da tabela 3 para o efeito da entrada da Uber nos municípios sobre o número de internações por 100 mil habitantes. Uma alteração é a avaliação sobre o local de internação, não mais a partir do local de ocorrência, como ocorre nas taxas de óbito. Apesar destas diferenças, os resultados possuem a mesma interpretação dos já obtidos no caso dos óbitos, não demonstrando efeitos estatisticamente significativos em qualquer especificação. Os resultados obtidos com as internações mesmo nos modelos menos robustos, diferente do caso dos óbitos já não são estatisticamente significativos. Ao incluirmos as tendências paralelas, os efeitos fixos e as variáveis de controle, os resultados permanecem não significativos. As mesmas estratificações por faixa etária e sexo foram aplicadas e os efeitos da Uber não foram estatisticamente significativos.

Com relação ao valor total gasto nas internações por 100 mil habitantes, os resultados da tabela 5 mostram que a maioria dos resultados não é estatisticamente significativa. A novidade, porém, ocorre nas colunas referentes às faixas etárias de 30 a 39 anos e acima de 40 anos, com resultados negativos e significativos. Os coeficientes estimados indicam uma redução de 43,2% e 50% no valor dessas internações nessas duas faixas respectivamente.

Por fim, a tabela 6 procura identificar efeitos heterogêneos nas variáveis dependentes por capitais e por diferentes regiões geográficas. Novamente, estes apresentam um resultado semelhante, não sendo estatisticamente significativos para a maior parte dos casos. Uma exceção ocorre na equação para valor das internações com efeitos regionais, uma vez que a região nordeste apresenta um impacto negativo de 1,5% na presença do tratamento, apesar de fracamente significativo.

### 5.3. Discussão

Quando avaliado frente às referências para o caso norte-americano, os resultados obtidos estão em linha com a avaliação realizada por Brazil e Kirk (2016), os quais avaliaram as 100 regiões metropolitanas mais populosas dos EUA utilizando um modelo de Diferenças em Diferenças. Nesta avaliação não fora encontrado qualquer efeito, seja relacionado com variações na taxa de mortalidade, ou essa taxa considerando: acidentes relacionados ao álcool, em períodos de férias e feriados ou a taxa geral de mortalidade no trânsito (Brazil & Kirk, 2016). Alguns dos motivos deste resultado que podem ser listados para o caso dos EUA são: a Uber ainda representava apenas uma pequena parte do volume de transportes realizados no país; apesar de ser um substituto para os táxis e outros transportes públicos, a Uber talvez não seja um transporte substituto para pessoas alcoolizadas. Além destes pontos, a amostra da população que utiliza a plataforma pode não representar o cidadão médio que dirige um veículo, principalmente pelo custo – que apesar de menor do que o de táxis, não é



menor do que os transportes públicos. Brazil e Kirk (2016) ainda salientam que os usuários de álcool, em certos estados de embriaguez, podem não ser suficientemente racionais para solicitar este serviço de transporte ao invés de dirigir seus próprios veículos.

A análise realizada para o caso brasileiro (Barreto, Silveira Neto, & Carazza, 2019), conclui de forma oposta que ao avaliar as diferenças institucionais presentes para o caso brasileiro, em contraponto ao estudo de Barrios et.al. (2018) – no qual é encontrada evidência de aumento nas externalidades negativas, que a entrada da Uber no mercado brasileiro gera benefícios reduzindo a taxa de mortalidade e de internações por acidentes de trânsito. Apesar destes resultados, uma importante contribuição deste trabalho, é a inclusão da variável de frota ao modelo, que demonstra que ao estar omitida, gera resultados estatisticamente significativos. Na ausência da variável frota, o modelo apresenta um problema de viés de variável omitida, gerando resultados não condizentes com um efeito limpo de causa. A partir de sua inclusão, em conjunto com controles comumente utilizados, efeitos fixos e tendências lineares dos municípios, o resultado demonstra não haver efeitos estatisticamente significativos após a entrada da Uber sobre as externalidades ligadas aos acidentes de trânsito.

## 6. Conclusão

No presente artigo fazemos uma avaliação do efeito da introdução do transporte por aplicativos de transporte individual em deseconomias urbanas relacionadas a acidentes de trânsito. A fim de encontrar o efeito causal entre estas variáveis, foi explorada a introdução gradual da *Uber* – principal empresa de tecnologia neste eixo, nos 154 municípios brasileiros com população estimada maior do que 250 mil habitantes, considerando o ano de 2019. A análise levou em conta os anos de 2009 a 2017. Utilizando um modelo de Diferenças em Diferenças, controlado por características socioeconômicas e utilizando efeitos fixos, além de tendências lineares como estratégia empírica de identificação do efeito da presença da *Uber*.

Os resultados obtidos na literatura norte-americana são divergentes entre si, existindo avaliações que partem de efeitos de redução até efeitos de aumento nas externalidades, passando também pela inexistência de qualquer efeito significativo. Para o caso brasileiro, os resultados já existentes apresentam impacto de redução nos números de óbitos e de internações relacionadas a acidentes de trânsito.

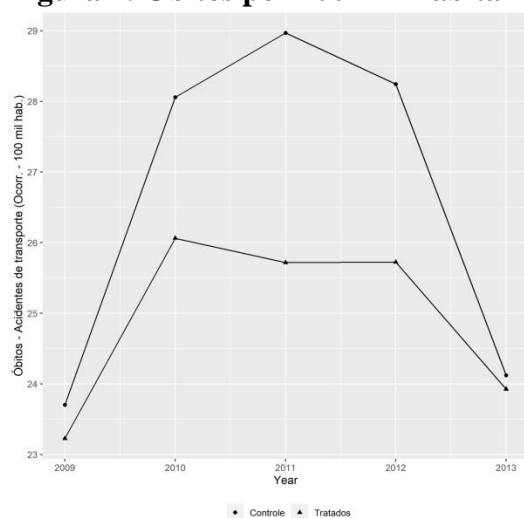
Neste estudo, em contraponto aos resultados já apresentados pela literatura para o caso brasileiro, não foram encontradas evidências de efeito estatisticamente significativo para as três variáveis dependentes utilizadas, mesmo sob diversas especificações. Isto corrobora com parte da literatura para o caso dos Estados Unidos, que sugere que as eventuais substituições de uso não afetam o cidadão médio que utiliza veículo pessoal em situações adversas, e por este ser parte pequena do fluxo de transportes (Brazil & Kirk, 2016). Também como resultado podemos concluir que os efeitos dúbios causados pela ferramenta, hora positivos, hora negativos para os acidentes de trânsito sejam sobrepostos, a ponto de não apresentar efeitos significativos (Dills & Mulholland, 2018).

## Bibliografia

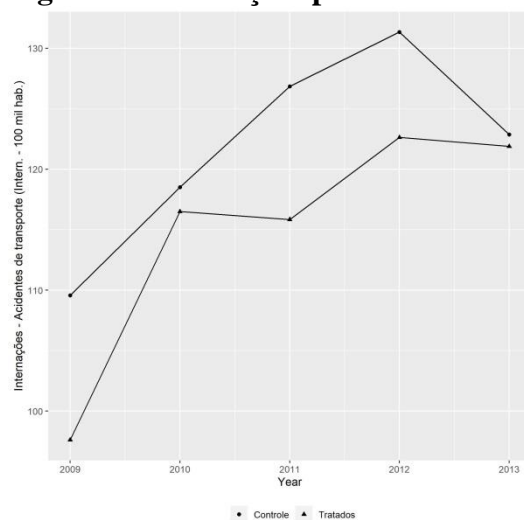
- Arellano, M. (1987). Computing Robust Standard Errors for Within-Group Estimators. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 49(4), 431 - 434.
- Barreto, Y., Silveira Neto, S., & Carazza, L. (2019). Uber and Traffic Safety: Evidence from Brazilian Cities. *41º Encontro Brasileiro de Econometria*.
- Barrios, J., Hochberg, Y., & Yi, H. (2020). The Cost of Convenience: Ridehailing and Traffic Fatalities. (N. B. Research, Ed.) *NBER Working Papers* 26783.
- Bertrand, M., Duflo, E., & Mullainathan, S. (2004). How Much Should we Trust Differences-in-Differences Estimates? *Quarterly Journal of Economics*, 119(1), 249–275.
- Brazil, N., & Kirk, D. S. (2016, May 24). Uber and Metropolitan Traffic Fatalities in the United States. *American Journal of Epidemiology*, 184(3), pp. 192-198.
- Dills, A. K., & Mulholland, S. E. (2018). Ride-Sharing, Fatal Crashes and Crime. *Southern Economic Journal*, 81(4), pp. 965-991.
- Greenwood, B. N., & Wattal, S. (2017, March). Show Me the Way to Go Home: An Empirical Investigation of Ride-Sharing and Alcohol Related Motor Vehicle Fatalities. *MIS Quarterly*, 41(1), pp. 163-187.
- Inbens, G., & Wooldridge, J. (2009). Recent Developments in the Econometrics of Program Evaluation. *Journal of Economic Literature*, 47(1), pp. 5 - 86.
- Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada. (2015). *Estimativa dos Custos dos Acidentes de Trânsito no Brasil com Base na Atualização Simplificada das Pesquisas Anteriores do Ipea*. Ipea. Brasília: IPEA.

## Figuras e Tabelas

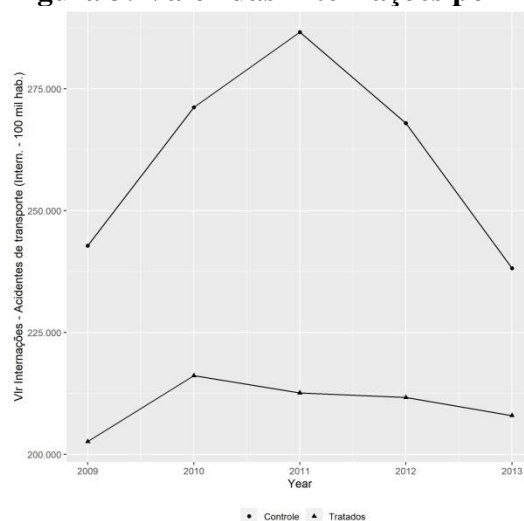
**Figura 1: Óbitos por 100 mil Habitantes (2009 – 2013)**



**Figura 2: Internações por 100 mil Habitantes (2009 – 2013)**



**Figura 3: Valor das Internações por 100 mil Habitantes (2009 – 2013)**



**Tabela 1: Estatísticas Descritivas (2017)**

Estatística	N	Med.	Min.	Max.	Desv. Pad.
Óbitos (100 mil hab.)	154	18,78	1,52	112,88	13,42
Internações (100 mil hab.)	154	134,31	0,00	903,86	151,73
Valor das Internações (100 mil hab.)	154	199.635,60	0,00	1.027.294,00	225.739,20
Valor dos Serviços Hospitalares (100 mil hab.)	154	163.240,40	0,00	828.685,80	184.232,20
Frota total (100 mil hab.)	154	52.350,97	16.393,95	84.154,25	15.860,37
Frota de carros (100 mil hab.)	154	29.803,26	7.519,53	54.944,48	11.464,56
Frota de motocicletas (100 mil hab.)	154	10.689,93	2.745,01	22.737,90	4.213,73
Total de leitos (100 mil hab.)	154	303,42	39,83	711,09	148,05
Total de Médicos (100 mil hab.)	154	227,26	35,10	619,14	122,67
PIB (R\$ milhões)	154	25.438,19	1.783,50	699.288,30	65.282,97
População	154	626.290,40	194.619	12.106.920	1.162.775,00
Salário médio (R\$)	154	2.390,85	1.455,18	5.355,99	568,87
PIB per capita (R\$)	154	36.963,27	9.108,33	177.747,80	21.255,50
VA Agropecuária (%)	154	1,21	0,00	16,08	2,42
VA Indústria (%)	154	22,80	3,92	73,03	11,88
VA Serviços (%)	154	58,42	19,14	90,21	10,68
VA Administração Pública (%)	154	17,56	4,37	45,46	8,57

Fonte: elaboração própria.

**Tabela 2: Comparação de Municípios (Tratados vs. Controle)**

Variável	Tratados	Controle	t	p-valor
Óbitos (100 mil hab.)	23,93	24,12	0,06	0,95
Internações (100 mil hab.)	121,89	122,86	0,04	0,97
Valor das Internações (100 mil hab.)	207.960,65	238.189,74	0,55	0,59
Valor dos Serviços Hospitalares (100 mil hab.)	168.548,29	194.650,77	0,58	0,57
<b>Frota total (100 mil hab.)</b>	<b>45.644,93</b>	<b>55.222,23</b>	<b>2,55</b>	<b>0,02</b>
<b>Frota de carros (100 mil hab.)</b>	<b>26.227,48</b>	<b>33.140,44</b>	<b>2,73</b>	<b>0,01</b>
Frota de motocicletas (100 mil hab.)	9.441,84	10.656,94	1,47	0,15
Total de leitos (100 mil hab.)	300,87	375,45	1,48	0,16
Total de Médicos (100 mil hab.)	195,82	217,54	0,89	0,38
<b>PIB (R\$ milhões)</b>	<b>28.068,12</b>	<b>9.301,13</b>	<b>-3,13</b>	<b>0,00</b>
<b>População</b>	<b>649.190,2</b>	<b>244.685,59</b>	<b>-3,93</b>	<b>0,00</b>
Salário médio (R\$)	2.251,6	2.254,39	0,02	0,98
PIB per capita (R\$)	39.817,08	38.990,98	-0,23	0,82
VA Agropecuária (%)	1,17	2,05	0,85	0,41
VA Indústria (%)	26,32	27,26	0,31	0,76
VA Serviços (%)	55,56	56,81	0,46	0,65
<b>VA Administração Pública (%)</b>	<b>16,96</b>	<b>13,89</b>	<b>-2,24</b>	<b>0,03</b>

Fonte: elaboração própria.

**Tabela 3: Efeitos do Uber Sobre Óbitos por 100 mil Habitantes (Local de Ocorrência)**

		Total		<20	20-29	30-39	>40	Fem.	Masc.
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
Uber	-0,216*** (0,023)	0,003 (0,034)	0,036 (0,032)	0,009 (0,042)	0,069* (0,039)	0,044 (0,037)	0,006 (0,045)	0,018 (0,038)	0,044 (0,034)
Frota			1,283*** (0,399)	0,456 (0,472)	0,945* (0,490)	0,755** (0,372)	1,586*** (0,439)	0,541 (0,412)	1,323*** (0,412)
Leitos			0,051 (0,126)	0,033 (0,182)	-0,010 (0,133)	-0,072 (0,151)	-0,020 (0,139)	-0,070 (0,157)	0,087 (0,142)
Médicos			-0,199 (0,158)	-0,035 (0,151)	-0,273* (0,166)	-0,211 (0,167)	-0,063 (0,270)	0,029 (0,179)	-0,245 (0,159)
Salário			0,345** (0,162)	0,252 (0,328)	0,288 (0,337)	0,252 (0,310)	0,218 (0,264)	0,168 (0,257)	0,368* (0,189)
VA Urbano			0,003 (0,019)	0,001 (0,028)	0,005 (0,025)	-0,022 (0,029)	0,013 (0,019)	0,022 (0,041)	-0,001 (0,014)
Efeitos Fixos	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Tendências	Não	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
N	1.386	1.386	1.386	1.386	1.386	1.386	1.386	1.386	1.386
R <sup>2</sup>	0,099	0,00001	0,400	0,203	0,272	0,263	0,298	0,224	0,388

Notas \* p < ,1; \*\* p < ,05; \*\*\* p < ,01

Desvios padrões agrupados por municípios. Variável dependente separada por grupos etários e sexo. Controles: frota de veículos por mil habitantes, leitos hospitalares por mil habitantes, médicos por mil habitantes, salário médio, percentual valor adicionado urbano (indústria, comércio, serviços e administração pública).

**Tabela 4: Efeitos do Uber Sobre Internações por 100 mil Habitantes (Local de Internação)**

		Total		<20	20-29	30-39	>40	Fem.	Masc.
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
Uber	0,104 (0,067)	-0,127 (0,092)	-0,100 (0,090)	-0,090 (0,068)	-0,078 (0,073)	-0,076 (0,068)	-0,095 (0,076)	-0,077 (0,071)	-0,094 (0,088)
Frota			0,641 (1,083)	0,898 (0,755)	0,459 (0,860)	0,563 (0,825)	0,474 (0,855)	0,422 (0,822)	0,681 (1,023)
Leitos			0,574 (0,486)	0,357 (0,340)	0,429 (0,391)	0,421 (0,365)	0,562 (0,408)	0,440 (0,391)	0,556 (0,464)
Médicos			0,908 (0,674)	0,636 (0,444)	0,840 (0,559)	0,768 (0,527)	0,782 (0,527)	0,777 (0,487)	0,874 (0,651)
Salário			-0,263 (0,931)	0,169 (0,652)	0,026 (0,834)	0,256 (0,677)	-0,368 (0,751)	0,199 (0,639)	-0,269 (0,939)
VA Urbano			0,007 (0,033)	0,003 (0,026)	0,005 (0,027)	0,008 (0,030)	-0,003 (0,031)	0,008 (0,029)	0,006 (0,031)
Efeitos Fixos	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Tendências	Não	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
N	1.386	1.386	1.386	1.386	1.386	1.386	1.386	1.386	1.386
R <sup>2</sup>	0,002	0,001	0,478	0,487	0,483	0,492	0,484	0,479	0,481

Notas \* p < ,1; \*\* p < ,05; \*\*\* p < ,01

Desvios padrões agrupados por municípios. Variável dependente separada por grupos etários e sexo. Controles: frota de veículos por mil habitantes, leitos hospitalares por mil habitantes, médicos por mil habitantes, salário médio, percentual valor adicionado urbano (indústria, comércio, serviços e administração pública).

**Tabela 5: Efeitos do Uber Sobre Valor Total de Internações por 100 mil Habitantes (Local de Internação)**

		Total		<20	20-29	30-39	>40	Fem.	Masc.
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
Uber	0,042 (0,163)	-0,252 (0,209)	-0,318 (0,227)	-0,073 (0,214)	-0,291 (0,228)	-0,432** (0,199)	-0,503** (0,248)	-0,237 (0,230)	-0,324 (0,220)
Frota			-1,089 (2,927)	2,503 (2,640)	-0,391 (2,762)	1,950 (2,830)	1,258 (3,065)	1,656 (2,669)	-1,087 (2,895)
Leitos			1,549 (1,058)	0,922 (0,888)	1,397 (1,058)	0,448 (1,070)	1,607 (1,103)	1,138 (1,115)	1,750 (1,087)
Médicos			0,887 (1,760)	1,214 (1,384)	1,953 (1,381)	1,521 (1,462)	0,530 (1,575)	1,380 (1,324)	1,013 (1,775)
Salário			-0,888 (2,603)	-0,251 (1,732)	-0,016 (1,847)	-0,659 (1,661)	-2,682 (2,619)	0,355 (1,670)	-0,360 (2,660)
VA Urbano			-0,0003 (0,066)	-0,052 (0,065)	-0,009 (0,064)	-0,012 (0,068)	0,023 (0,063)	-0,0001 (0,067)	-0,006 (0,064)
Efeitos Fixos	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Tendências	Não	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
N	1.386	1.386	1.386	1.386	1.386	1.386	1.386	1.386	1.386
R <sup>2</sup>	0,0001	0,001	0,397	0,347	0,360	0,342	0,378	0,348	0,387

Notas \* p < ,1; \*\* p < ,05; \*\*\* p < ,01

Desvios padrões agrupados por municípios. Variável dependente separada por grupos etários e sexo. Controles: frota de veículos por mil habitantes, leitos hospitalares por mil habitantes, médicos por mil habitantes, salário médio, percentual valor adicionado urbano (indústria, comércio, serviços e administração pública).



**Tabela 6: Efeitos do Uber por Capitais e Regiões**

	Óbitos		Internações		Valor Internações	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Uber	0,035 (0,036)	-0,011 (0,082)	-0,073 (0,104)	0,279 (0,411)	-0,320 (0,267)	0,298 (0,488)
Uber x Capital	0,004 (0,050)		-0,126 (0,174)		0,007 (0,325)	
Uber x NE		0,011 (0,087)		-0,679 (0,454)		-1,494** (0,716)
Uber x N		-0,023 (0,109)		-0,443 (0,511)		-0,771 (0,699)
Uber x SE		0,042 (0,085)		-0,306 (0,427)		-0,320 (0,547)
Uber x S		0,147 (0,090)		-0,470 (0,474)		-0,874 (0,781)
N	1.386	1.386	1.386	1.386	1.386	1.386
R <sup>2</sup>	0,400	0,403	0,479	0,482	0,397	0,401

Notas \* p < ,1; \*\* p < ,05; \*\*\* p < ,01

Desvios padrões agrupados por municípios. Variável dependente separada por grupos etários e sexo. Controles: frota de veículos por mil habitantes, leitos hospitalares por mil habitantes, médicos por mil habitantes, salário médio, percentual valor adicionado urbano (indústria, comércio, serviços e administração pública).