

Bem-Estar do Consumidor e Plataformas Digitais: Análise do Mercado de *Food Delivery*

Rodrigo Moita* Luan Pereira† Erica Oliveira‡ João Branco§
Denise Li¶

30 de julho de 2024

Resumo

Este estudo se propõe a quantificar o excedente do consumidor resultante da introdução da mais popular plataforma de entrega de comida pronta no Brasil: o iFood. Utilizamos a descontinuidade na taxa de entrega do iFood como um instrumento para estimar um modelo de demanda. Com os parâmetros estimados, obtemos elasticidades-preço em diferentes pontos da curva de demanda. Essas elasticidades evidenciaram sensibilidade do consumidor às variações de preço nesse tipo de mercado. O excedente do consumidor calculado para o Brasil alcançou a cifra de R\$ 25 bilhões em 2023. Esta magnitude destaca a relevância da nova economia das plataformas digitais.

Palavras-chave: estimação de demanda, excedente do consumidor, plataformas digitais, ifood.

Abstract

This study aims to quantify the consumer surplus resulting from the introduction of the most popular ready-made food delivery platform in Brazil: iFood. We use the discontinuity in iFood's delivery fee as an instrument to estimate a demand model. With the estimated parameters, we obtain price elasticities at different points of the demand curve. These elasticities revealed consumer sensitivity to price variations in this type of market. The calculated consumer surplus for Brazil reached the figure of R\$ 25 billion in 2023. This magnitude highlights the relevance of the new digital platform economy.

Keywords: demand estimation, consumer surplus, digital platforms, ifood.

JEL CODES: L22; L13; L41; K21; L61.

*FEA-USP. Email: rodmoita@usp.br.

†FEA-USP. Email: luanmichel94@usp.br.

‡iFood. Email: erica.oliveira@ifood.com.br

§iFood. Email: joao.branco@ifood.com.br

¶iFood. Email: denise.leyi@ifood.com.br

1 Introdução

O avanço da tecnologia nas últimas décadas abriu caminho para a criação de novos mercados até então inexplorados. Exemplos importantes desses novos mercados são os aplicativos de transporte pessoal, como a UBER e a 99, aluguel temporário de imóveis, o Airbnb, as plataformas de venda, como Mercado Livre, Amazon, OLX, Etsy, Magazine Luiza etc, serviços de entrega de comida, como o iFood e o Rappi, entre muitos outros. Essas empresas operam por meio de plataformas online, acessíveis por aplicativos móveis ou websites. Com custos de entrada e publicidade acessíveis para os ofertantes, juntamente com a facilidade que os compradores têm ao procurar produtos, esses mercados cresceram rapidamente, tornando-se marcas amplamente reconhecidas. As plataformas digitais elevaram a dinâmica competitiva do mercado, possibilitando que pequenos e médios fornecedores entrem no mercado e compitam com as empresas incumbentes estabelecidas (BROWN; GOOLSBEE, 2002). Isso resulta em benefício para os consumidores, tanto pela conveniência de se ter uma vasta disponibilidade de produtos à sua escolha, como pelo benefício gerado pelo acirramento da competição do lado dos ofertantes (BRYNJOLFSSON; HU; SMITH, 2003; BRYNJOLFSSON; OH, 2012).

Este estudo se soma à literatura sobre como as plataformas digitais geram ganhos de ganhos de bem estar, ao explorar a experiência do Brasil, um importante mercado consumidor de renda média, no contexto das plataformas digitais de entrega de comida. Nosso objetivo é calcular o benefício líquido para os consumidores ao utilizar aplicativos de entrega de refeição pronta. Com a notável e significativa expansão dessa plataforma nos últimos anos, é crucial avaliar os excedentes gerados para os consumidores nesse cenário. Para ilustrar esse fenômeno, examinaremos o caso do iFood, uma plataforma brasileira que faz entrega de vários tipos de produtos, entre eles refeições prontas (*food delivery*).¹

O iFood conecta seus usuários a uma ampla rede de restaurantes parceiros, abrangendo um perfil variado de ofertantes, desde pequenos *fast food* até grandes redes de restaurantes. O uso do aplicativo é simples e conveniente: o usuário ao se conectar escolhe o tipo de culinária, o estabelecimento, a quantidade desejada e conta com a facilidade de entrega (*delivery*) do pedido no local desejado, pagando uma taxa de entrega. Sua presença nacional e a diversidade de seu público de compradores, que engloba diferentes classes sociais, níveis de renda e localidades, refletem seu alcance em grande parcela da população. Inferir o ganho de bem estar gerado pelo aplicativo é o principal objetivo deste estudo.

O excedente líquido do consumidor consiste em um dos principais conceitos da microeconomia clássica, desempenhando um papel crucial no suporte a diversas políticas econômicas, incluindo análises menos triviais, tais como antitruste, avaliação de bens não mercantis e mensuração do valor da inovação (BRESNAHAN, 1986). Este conceito foi primeiro formulado por Marshall (1891) e posteriormente aprimorado por Hicks (1942). Em termos simples, o conceito configura uma medida do benefício econômico que os consumidores obtêm ao adquirir um bem ou serviço, representando a diferença entre o valor que eles estão dispostos a pagar e o preço real pelo qual conseguem adquiri-lo. Entretanto, na prática, obter estimativas empíricas convincentes do excedente do consumidor provaram ser extremamente desafiadoras. Normalmente, como nota Cohen et al. (2016), as análises se restringem a proximidade do equilíbrio entre oferta e demanda e se extrapola para o restante da curva de demanda através da adoção de uma forma funcional. Poucos estudos

¹ O iFood também opera em outros segmentos: mercados (super mercados, mercadinhos, conveniência, etc); farmácia; petstores e outros. Destacamos que o artigo foca somente em food-delivery (restaurantes). Uma justificativa para focarmos nesse segmento da empresa é que é o *core business* da plataforma.

obtem medidas de elasticidade para diferentes pontos da curva de demanda, o que permite uma medida mais precisa do excedente do consumidor.

A literatura empírica sobre economia das plataformas digitais é relativamente recente, porém em rápido desenvolvimento. Geralmente, o ponto de partida é a estimativa de funções de demanda de mercado, e a partir dos seus parâmetros estimados, são feitas análises contrafactuais e verificações do benefício geral daquele mercado aos agentes econômicos (consumidores, empresas e governo). Diversas pesquisas abordam essa temática, investigando desde análises de bem-estar até os efeitos da entrada de novos fornecedores nas empresas já estabelecidas. Por exemplo, Farronato e Fradkin (2022) desenvolvem um modelo de competição entre hotéis e hospedagens pelo Airbnb, que oferecem produtos diferenciados para estadias em residências particulares. Eles utilizam dados de grandes cidades dos EUA para quantificar os impactos no bem-estar de viajantes, anfitriões e hotéis, assim como os efeitos nas empresas incumbentes. Da mesma forma, Lam e Liu (2017) estimam um modelo de competição entre Uber, Lyft e táxis, utilizando dados de Nova York. Ming et al. (2019) estudam a preferência do consumidor e do motorista, bem como a formação de preços em um ambiente competitivo entre táxis e Didi,² a maior plataforma de transporte por aplicativo na China.

Outros estudos, como Pantea e Martens (2014), examinam a medição do excedente do consumidor na economia digital com um todo. Já Zervas, Proserpio e Byers (2017) e Aguiar e Waldfogel (2015), analisam o efeito da introdução dessas plataformas nas firmas incumbentes, especialmente para os casos do Airbnb e Spotify, respectivamente. Nosso artigo segue a linha do artigo de Cohen et al. (2016), que utiliza descontinuidades na política de preços dinâmicos do Uber para estimar a demanda e o excedente do consumidor. No nosso caso, vamos utilizar a descontinuidade da taxa de entrega do iFood nos diferentes raios de distância entre restaurante e consumidor para identificação da curva de demanda.

Vamos proceder da seguinte forma. Primeiro estimamos um modelo de demanda, corrigindo o já esperado viés de endogeneidade no preço dos pedidos do iFood. Em seguida, utilizando os parâmetros estimados, calculamos as elasticidades-preço da demanda e estimamos o bem-estar dos consumidores. Nosso estudo usa uma base de dados única de pedidos diários de usuários do iFood, que cobre os meses de janeiro, fevereiro e março de 2023. Essa base contém a totalidade de pedidos feitos nesse período nas cidades de São Paulo, Rio de Janeiro, Belo Horizonte, Brasília, Fortaleza, Curitiba e Manaus, para os estabelecimentos que usam a modalidade chamada *Full Service*, onde o iFood provê, além do uso da plataforma, o serviço de entrega do pedido. Além de ser a modalidade mais usada na plataforma, a entrega do pedido pelo iFood nos fornece uma informação crucial: a descontinuidade na taxa de entrega a cada 500 metros, que usaremos como variável instrumental na estimação da demanda.³

Empiricamente, três fatos básicos emergem dos nossos resultados. Primeiro, nossas elasticidades-preço da demanda estimadas são semelhantes, independentemente das fontes de variação que usamos na estimação ou do conjunto de controles incluídos, sugerindo que nossos resultados são robustos. Isto é, nossas estimativas se mostraram robustas diante de diversas variações do modelo de demanda. Segundo, a demanda é relativamente elástica

² Didi é uma empresa que presta serviços na área de tecnologia e transporte privado por meio de um aplicativo na China Continental.

³ Este artigo foi elaborado utilizando dados fornecidos pelo iFood. Ressaltamos que todos os dados utilizados estão em estrita conformidade com a Lei Geral de Proteção de Dados (LGPD) e não incluem quaisquer informações pessoais identificáveis (PII). As análises e conclusões aqui apresentadas são baseadas em dados agregados e anonimizados, garantindo a privacidade e a segurança das informações.

e depende em forte medida da distância entre o restaurante cujo o pedido foi realizado e o cliente, uma vez que quanto maior a distância mais elevada será a taxa de entrega e, conseqüentemente, maior o preço final do pedido. Terceiro, a demanda cai com a distância, ou seja, quanto maior a distância, menos o consumidor está disposto a realizar o pedido, o que nos leva a crer que os mesmos substituem para restaurantes mais próximos ou preferem ir até a um restaurante próprio do local onde reside.

O benefício líquido anual estimado do aplicativo iFood para seus usuários foi da ordem de 6 bilhões de reais nas sete cidades que compõem nossa amostra. Essas cidades representam aproximadamente 25% da participação total da empresa no Brasil, de acordo com informações do próprio iFood. Ao extrapolar esses resultados para todo Brasil, o excedente gerado corresponde a 25 bilhões de reais em 2023 ou, em termos de dólares, cerca de US\$ 5 bilhões. Em comparação com estudos internacionais sobre outros aplicativos, Farronato e Fradkin (2022) obtiveram um excedente do consumidor de US\$ 305 milhões ao investigar o Airbnb nos EUA em 2014. Cohen et al. (2016), ao analisar a atuação da Uber nos EUA em 2015, encontraram um excedente da ordem de US\$ 6,76 bilhões. Nesse sentido, fica evidente que as plataformas digitais já fazem parte do cotidiano e sua presença, embora de âmbito privado, traz significativos benefícios para a sociedade.

Este artigo está estruturado em 7 seções. Na seção 2, abordaremos o contexto institucional do iFood. A seção 3 abordará o modelo de demanda. Na seção 4, será discutida a base de dados. A seção 5 analisará a estratégia de identificação do modelo. Os resultados dos modelos de demanda serão apresentados na seção 6, seguidos pela estimativa do excedente do consumidor. Na seção 7 serão apresentadas as conclusões do trabalho.

2 Background iFood

O iFood é uma empresa brasileira especializada em tecnologia para serviços de entrega online, fundada em maio de 2011. O modelo de negócios do iFood se diferencia dos tradicionais mercados de alimentação fast-food e restaurantes. Trata-se de uma plataforma digital que utiliza tecnologia para conectar consumidores a restaurantes e varejistas, e em 4/10 dos pedidos conectar também entregadores, proporcionando a entrega de refeições e compras diretamente na residência dos clientes. Com mais de 330 mil estabelecimentos cadastrados e 250 mil entregadores ativos em mais de 1.700 cidades em todo o Brasil, o iFood se destaca como uma das principais plataformas do setor.

Um estudo recente conduzido pela Fundação Instituto de Pesquisas Econômicas (FIPE) em colaboração com o iFood, utilizando dados da plataforma referentes a 2022 e uma metodologia de análise insumo-produto, revelou que o segmento de entregas por aplicativo, juntamente com os setores e atividades a ele associados, movimentou cerca de R\$ 52,27 bilhões no país. Essa quantia corresponde a aproximadamente 0,53% do Produto Interno Bruto (PIB) brasileiro. Além disso, a plataforma contribui para a criação de empregos, contando com aproximadamente 873 mil postos de trabalhos que foram gerados pelas atividades vinculadas ao iFood em 2022, o que equivale a cerca de 0,87% da população ocupada do país. Devido ao seu amplo alcance, o iFood exerce um significativo efeito multiplicador na economia ao estimular a produção, gerar impostos indiretos adicionais e ampliar a empregabilidade no Brasil, resultando em um Valor Bruto da Produção estimado em R\$ 97,3 bilhões, conforme cálculos da FIPE. A cada real gasto no aplicativo é aportado cerca de R\$ 1,4 na economia do país. E a cada R\$ 1 pago em tributos pelas atividades do iFood, outros R\$ 1,11 é arrecadado em sua cadeia, em forma de impostos

como Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Serviços (ICMS), Imposto sobre Produtos Industrializados (IPI) e Imposto sobre Serviços de Qualquer Natureza (ISS).

Um aspecto fundamental do modelo de negócios do iFood é que a maioria das entregas (61% dos pedidos em 2022) não é realizada por entregadores cadastrados na plataforma da empresa. Na verdade, são efetuadas pelos próprios restaurantes e estabelecimentos parceiros, que assumem a gestão dos entregadores e estabelecem o preço do frete. Esse é o modelo conhecido como *Market Place*, uma das formas de organizar as entregas no aplicativo do iFood. No *Market Place*, os parceiros contratam os serviços do iFood para promover seu estabelecimento na plataforma, ficando responsáveis pela logística de entrega.

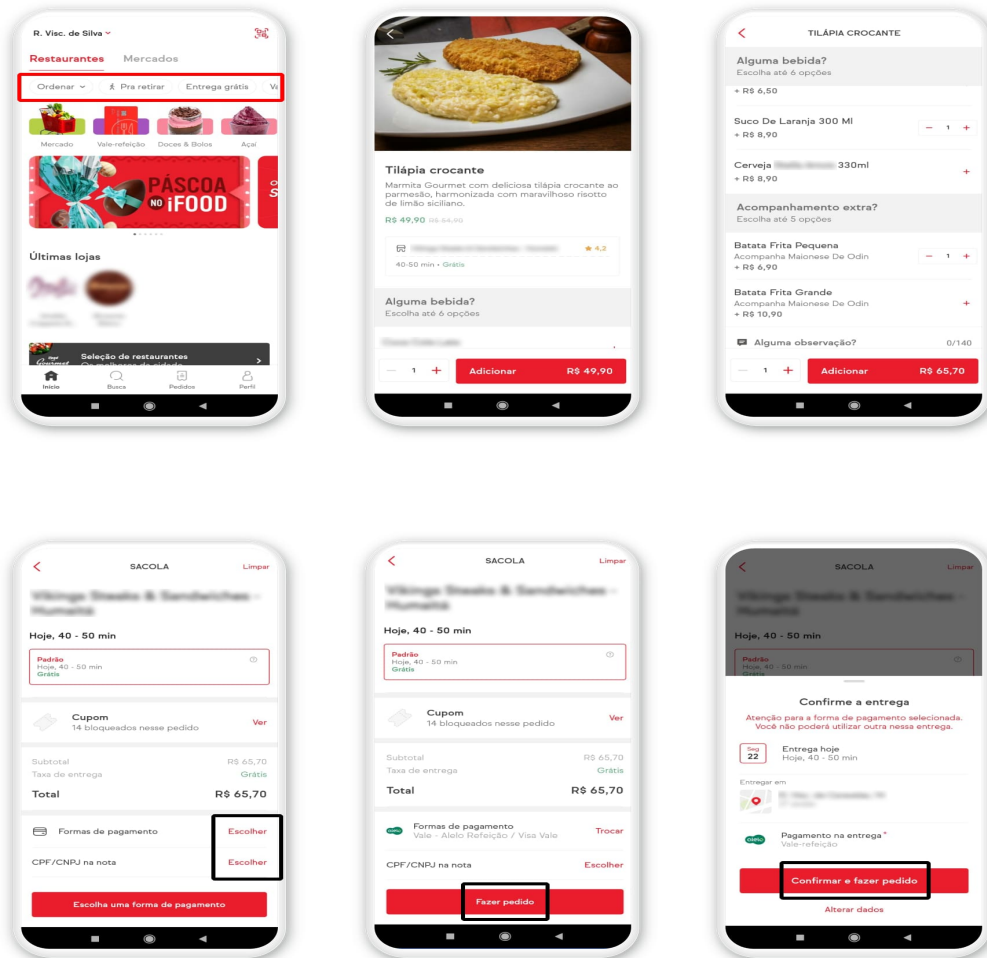
Outra modalidade existente é o *Full Service*, ou Entrega Parceira, que representou 39% dos pedidos realizados no ano de 2022. Nesse modelo, a inteligência logística é gerido pela iFood, permitindo que entregadores conectados à plataforma (parceiros de entrega dos pedidos) realizem as entregas. Nesse caso, a empresa utiliza seus sistemas e algoritmos de inteligência artificial para calcular o tempo de entrega e alocar os entregadores disponíveis que se encontram mais perto daquele local.

O download do aplicativo do iFood é gratuito, é bem leve em termos de ocupação de memória (280 KB no Android) e pode se efetuado em qualquer smartphone, onde os clientes são incentivados a criar um cadastro. A partir desse ponto, têm a capacidade de filtrar os estabelecimentos por localização geográfica, custo de entrega e categoria de produto. Por trás da simples ação de clicar para efetuar um pedido de refeição ou compras no aplicativo, está embutido um intrincado modelo de negócios e tecnologia desenvolvido pelo iFood. A empresa atua como uma plataforma digital que interliga dois ou três grupos distintos: os consumidores, os estabelecimentos gastronômicos, e em alguns casos, os entregadores. Nesse contexto, o aplicativo do iFood opera como um canal de vendas adicional às operações cotidianas dos parceiros, embora não seja o único. Por exemplo, os restaurantes podem realizar vendas por meio de canais próprios. A interface visual do aplicativo pode ser observada na Figura 1. Nela podemos visualizar todo o passo a passo para realização de um pedido, que vai desde a escolha do estabelecimento/restaurante culinário, o tipo de comida, a quantidade solicitada do pedido, o valor do pedido e o tempo de entrega até o local geográfico que foi efetuado o pedido, a forma de pagamento, etc.

A taxa de entrega, um componente crucial do custo final de um pedido no iFood, no caso da entrega ser de responsabilidade da plataforma, como é no caso no modelo de Full Service, é determinada por algoritmos de inteligência artificial, levando em consideração várias variáveis.⁴ No caso do iFood, a variação na precificação da taxa de entrega é principalmente influenciada pela distância entre o estabelecimento comercial e o local de entrega do pedido. Outros fatores, como o dia da semana e os horários de pico (horário do dia com mais pedidos), também são considerados ao determinar a taxa de entrega. A descontinuidade na taxa de entrega com base na distância em quilômetros será uma variável importante em nossas estimativas de demanda nas seções seguintes.

⁴ Na prática, o algoritmo do iFood é um *surge pricing* (estratégia de precificação onde os preços aumentam temporariamente em períodos de alta demanda ou baixa oferta). Ele é dinâmico no sentido que os valores podem ser atualizados de tempos em tempos, mas no caso de *surge pricing* da Uber (HALL; KRUEGER, 2018) (que opera com aplicativo de transporte de passageiros), essa atualização é feita em *real-time* e isso não é o nosso caso do iFood.

Figura 1 – Interface visual do aplicativo iFood



3 Modelo

Na temática de Organização Industrial Empírica há uma grande quantidade de modelos representativos de estimativas de funções demanda, que comporta tanto bens homogêneos quanto bens diferenciados. Nesse arcabouço podemos citar a classe de modelos neoclássicos de sistemas de demanda, como o *Almost Ideal Demand System* (AIDS) e o *Quadratic Almost Ideal Demand System* (DEATON; MUELLBAUER, 1980; BANKS; BLUNDELL; LEWBEL, 1997). Uma outra classe representa os modelos de escolhas discretas, ao qual supera alguns problemas e limitações dos modelos de sistemas de demanda ao imputar dados individuais dos consumidores, características do produto não observáveis e características do consumidor não observáveis (BAKER; BRESNAHAN, 1988; BERRY; LEVINSOHN; PAKES, 1995; NEVO, 2000; PETRIN, 2002).

Nessa linha de pensamento, também se encontra a abordagem clássica marshalliana de estimativas de demanda. A demanda marshalliana é um conceito econômico fundamental que descreve a relação entre o preço de um bem ou serviço e a quantidade demandada pelos consumidores, mantendo constantes outros fatores, como a renda do consumidor, os preços de outros bens e as preferências individuais. Embora essa abordagem seja mais

simplificada por não levar em conta as preferências individuais e as características tanto do indivíduo quanto do produto, ela continua sendo uma ferramenta crucial para compreender o comportamento do consumidor e prever como as mudanças nos preços afetarão a demanda por um determinado bem ou serviço. Vamos basear nossas estimativas de demanda na abordagem clássica marshalliana, conforme Cohen et al. (2016).

A abordagem de demanda remete a um problema clássico da teoria microeconômica descrita como a maximização da utilidade sujeita a um conjunto de restrições orçamentárias (JEHLE, 2001). Um consumidor i possui uma função de utilidade $U(x_1, x_2, \dots, x_n)$, em que x_1, x_2, \dots, x_n representa um vetor de quantidades consumidas de n diferentes bens. O objetivo clássico do consumidor é maximizar a função de utilidade, sujeito a uma restrição orçamentária dada por: $p_1x_1 + p_2x_2 + \dots + p_nx_n \leq R$, em que p_1, p_2, \dots, p_n é um vetor de preços dos bens 1, 2, ..., n , respectivamente, e R é a renda do consumidor.

$$\max_{x_1, x_2, \dots, x_n} U(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

sujeito a

$$p_1x_1 + p_2x_2 + \dots + p_nx_n \leq R$$

Supondo que a renda do consumidor (\bar{R}), o preço de outros bens ($\bar{p}_2, \dots, \bar{p}_n$) e a quantidade de outros bens ($\bar{x}_2, \dots, \bar{x}_n$) permaneçam constantes, ceteris paribus, investigaremos o impacto do preço p_1 na demanda do bem x_1 . Em nosso contexto, consideramos p_1 e x_1 como o preço e a quantidade demandada de pedidos realizados no serviço de entrega de alimentos iFood. Nosso objetivo é avaliar o efeito do preço dos pedidos de comida na demanda do consumidor i . A equação de demanda a ser estimada será:

$$Q_{mjtr} = \alpha_{jtr} + \beta_{mjtr}Value_{mjtr} + \rho_t + \gamma_j + \theta_m + u_{mjtr} \quad (1)$$

- Q_{jtmr} : Q é a soma de pedidos efetuados no estabelecimento alimentício m , no setor censitário j da cidade onde é feito o pedido, na data t e no raio de distância cliente-restaurante r em quilômetros;
- $Value_{jtm}$: $Value$ é o valor do pedido efetuado no estabelecimento alimentício m , no setor censitário j da cidade onde é feito o pedido, na data t e no raio de distância cliente-restaurante r em quilômetros;
- α_{jtr} : termo constante invariante no setor censitário j da cidade onde o pedido, na data t e no raio r ;
- β_{jtm} : parâmetro do valor do pedido no restaurante m , no setor censitário j , na data t e no raio r ;
- ρ_t : efeito fixo de tempo t ;
- γ_j : efeito fixo de setor censitário j ;
- θ_m : efeito fixo do restaurante; e

- u_{jtmr} : termo de erro no estabelecimento alimentício m , no setor censitário j da cidade onde o pedido é feito, na data t e no raio r .

Nossa regressão é controlada por uma série de efeitos fixos para garantir uma análise mais precisa. O efeito fixo de tempo é utilizado para controlar variáveis sazonais exógenas que podem influenciar a demanda de pedidos, como condições climáticas, feriados e fins de semana. No caso do efeito fixo do setor censitário, consideramos as regiões geográficas dentro de uma cidade com diferentes níveis de renda, densidades de restaurantes físicos, infraestrutura, entre outros aspectos. Esse efeito do setor censitário permite capturar as variações geográficas que afetam a demanda. Por outro lado, o efeito fixo do restaurante é utilizado para controlar variáveis específicas do estabelecimento comercial que não são diretamente observáveis, como a produção do produto, os custos de produção, entre outros fatores. Ao controlar todos esses fatores adicionais, podemos isolar com maior precisão o efeito do preço na demanda, conforme refletido pelo parâmetro β .

Como é comum em problemas de estimação de demanda, o preço é intrinsecamente endógeno, isso é equivalente a dizer que ao estimar a regressão acima certamente o β será viesado. O problema sempre residirá na natureza endógena da variável preço, que esta inerentemente correlacionada ao erro do modelo. Como salienta Trajtenberg (1989), ignorar a endogenidade dos preços pode gerar resultados distorcidos da realidade, tais como elasticidade-preço própria de demanda inesperadamente baixas (demandas inelásticas) e, no limite, coeficientes associados aos preços até positivos. Esse problema é corrigido instrumentalizando o preço, processo que será visto nas subseções adiante.

4 Base de dados

Os dados utilizados neste estudo foram coletados de fontes estatísticas privadas, especificamente dos DataBricks disponibilizados pela empresa iFood, acessados via linguagem de consulta *Structured Query Language* (SQL). A base de dados abrange os principais mercados nos quais o iFood opera no Brasil, incluindo São Paulo (capital), Rio de Janeiro (capital), Brasília, Belo Horizonte, Fortaleza, Curitiba e Manaus, abrangendo pelo menos uma cidade de cada uma das cinco macroregiões do Brasil. Esta base contém uma ampla variedade de informações diárias sobre os pedidos de Full Service realizados nos estabelecimentos culinários cadastrados na plataforma digital do iFood. Os dados abrangem o período de 1º de janeiro de 2023 a 31 de março de 2023.

Não é possível identificar os clientes individualmente ao longo do tempo na base. A variável principal em nosso caso é o estabelecimento comercial, identificado por um ID interno, que formará um painel de pedidos ao longo do período dos dados. Para cada pedido, são registrados o valor líquido do pedido, a taxa de entrega denominada "taxa Delivery.Fee", que varia de acordo com a distância entre o restaurante e o local de entrega, o valor bruto final do pedido, a quantidade de itens comprados, o tempo de entrega realizado pelos entregadores, a data do pedido, uma coluna indicativa de *Full Service* ou *Market Place* e o setor censitário do cliente que fez o pedido - uma nomenclatura geográfica de estratificação territorial fornecida do IBGE. Os dados também incluem informações sobre os raios de distância, medidos em quilômetros, que descrevem a distância entre o restaurante e o local do pedido. Esses raios são agrupados em faixas de distância de 500 em 500 metros. Por exemplo, se um pedido for feito dentro de um raio de 400 metros, ele se enquadra na faixa 1 e terá uma taxa de entrega média específica. No entanto, se um pedido for feito a 800

metros, ele se enquadra na faixa 2 e terá uma taxa de entrega diferente. Esse processo continua sucessivamente, com a faixa 20 representando distâncias de 9.500 a 10.000 metros.

Uma observação é definida como a combinação de algumas variáveis: o pedido realizado pelo cliente em uma data, em um restaurante localizado em um setor censitário determinado. Dividimos as análises por intervalos de raios de distância de 500 em 500 metros. A cidade de São Paulo, seguida do Rio de Janeiro, foram as que apresentaram maiores quantitativos. Somando todas as cidades temos ao todo 8 milhões de observações. A quantidade de restaurantes parceiros na base soma o total de 47.000. Já o número de pedidos *Full Service* foi da ordem de 25 milhões.

5 Identificação do Modelo

5.1 Variáveis instrumentais

Na literatura de organização industrial empírica, encontramos vários artigos que tratam da endogeneidade associada à variável preço. Um exemplo clássico é o estudo conduzido por Berry, Levinsohn e Pakes (1995), que emprega as características dos produtos e de seus competidores como instrumentos de preço. Outros estudos, como em Hausman, Leonard e Zona (1994), desenvolvem instrumentos de preço com base na segmentação geográfica de mercado. Complementando, Bresnahan, Stern e Trajtenberg (1996) agrega aos instrumentos BLP informações sobre o número de modelos de produtos comercializados por uma empresa em determinado mercado e por seus concorrentes, referidos como instrumentos BST. Essas abordagens metodológicas têm por objetivo lidar com a endogeneidade do preço e são amplamente empregadas na estimação da demanda.

No contexto do nosso estudo, como detalhado na seção dedicada à base de dados, a taxa de entrega varia conforme avançamos em uma faixa de raios de distância. Dado que o custo final do pedido já inclui a taxa de entrega, podemos empregar a descontinuidade (raios de distância) no valor da taxa de entrega como um instrumento para o preço. Nossa abordagem de identificação é semelhante a Cohen et al. (2016), ao explorar o preço descontínuo induzido pelas regras comerciais do iFood em relação aos aumentos da taxa. Embora o iFood gere uma medida contínua de aumento na taxa de entrega, os preços reais cobrados são limitados a um conjunto discretos de raios.⁵ Com isso, o valor discreto leva a saltos descontínuos nos preços com diferenças arbitrariamente pequenas nas condições de demanda e oferta subjacentes que determinam o cálculo do gerador de aumento da taxa. A Figura 2 fornece um exemplo visual da nossa estratégia de identificação, mostrando como as taxas de entrega variam em função do gerador de aumento no intervalo de raios.

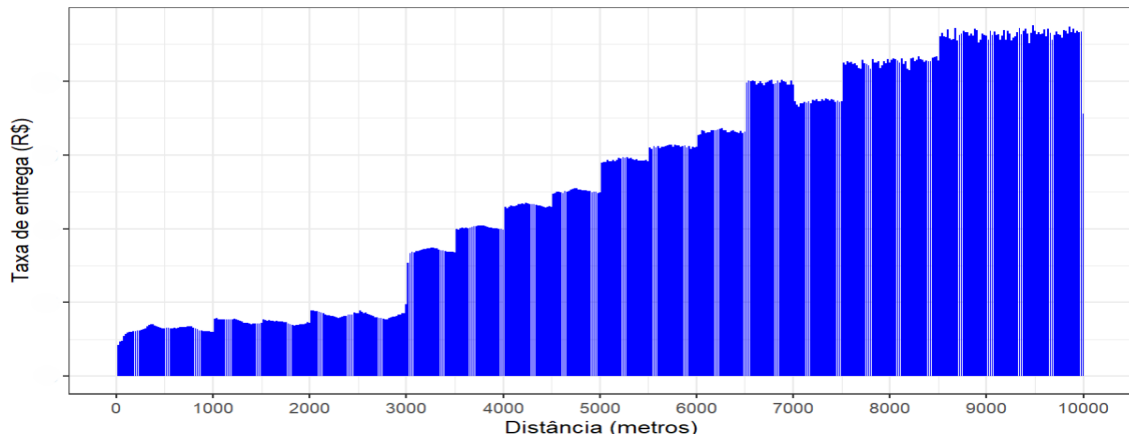
No eixo horizontal é o gerador de aumento da taxa de entrega, isto é, a distância em metros do cliente-restaurante. O eixo vertical é o valor da taxa de entrega que se converte em compras no iFood dentro de cada distância em metros cliente-restaurante.⁶ Repare que temos um gráfico de barras e estas são muito pequenas, de modo que reflete a taxa de entrega associada a uma determinada distância. Nota-se também que a medida que distância aumenta a taxa de entrega também se eleva, saltando de forma descontínua. Para cada valor da taxa de entrega os clientes se deparam com preços distintos, sendo que quanto maior a distância, maior a taxa e, conseqüentemente, maior o preço final.

⁵ O modelo de precificação até têm como *output* preços contínuos, mas algumas regras de negócio são aplicadas. Depois de aplicar essas regras, os preços ficam discretos (por exemplo, os preços quase sempre terminam em 0.99, nunca estão acima/abaixo de certos valores.)

⁶ Por motivos de confidencialidade, foi omitido da Figura 2, no eixo y, o valor em R\$ da taxa de entrega.

Esperamos com essa estratégia identificar variações de preço que são mais plausivelmente vistas como exógenas do que outras flutuações de preço, que refletem uma mistura de fatores de demanda e oferta. Usaremos a distância do consumidor do restaurante ou uma dummy do raio de distância como variáveis instrumentais na estimação da demanda.

Figura 2 – Descontinuidade das taxas de entrega por distância



5.2 Estratégia para o cálculo do excedente do Consumidor

O Excedente do Consumidor (EC) é comumente empregado na avaliação dos impactos de políticas públicas, variações de preços e outras variáveis econômicas sobre o bem-estar dos consumidores. Ele oferece uma medida significativa para compreender a eficiência e os efeitos distributivos de diferentes transações de mercado. Essa métrica quantifica o benefício líquido que os consumidores recebem ao adquirir e utilizar um determinado bem ou serviço, representa o valor total que os consumidores atribuem a um produto, além do preço que pagam por ele.

Em termos quantitativos, o EC agregado, representando todos os consumidores do mercado, é a área sob uma curva de demanda e acima do preço de mercado. Essa área corresponde ao benefício líquido que os consumidores recebem ao pagar menos pelo produto do que estão dispostos a pagar. Quanto maior for essa área, maior será o EC e, conseqüentemente, maior será o benefício líquido para os consumidores.

O cálculo do EC sempre será condicionado à forma funcional assumida da curva de demanda. No presente contexto desta pesquisa, adotamos uma suposição de curva de demanda linear. Tal presunção é coerente com os gráficos de demanda plotados no apêndice para cada cidade - gráfico 4. No entanto, enfrentamos uma lacuna para o cálculo da área do EC no nosso estudo: a falta de observação do preço que torna a demanda nula, isto é, o preço de reserva \bar{P} . Observamos somente o preço de mercado P e a quantidade Q .

Não observamos o preço de reserva \bar{P} , o calculamos seguindo a seguinte estratégia: queremos achar o preço que zera a demanda, isto é, \bar{P} . De forma didática, suponhamos uma função de demanda da quantidade Q contra o preço P e alguns controles X :

$$Q = \beta_0 + \beta_1 P + \beta_2 X + e$$

Ao estimar a regressão acima, obteremos a quantidade prevista \hat{Q} e os $\hat{\beta}$ estimados. Como queremos os preços que zeram a demanda teremos que:

$$\hat{Q} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 P + \hat{\beta}_2 X \quad (2)$$

$$0 = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \bar{P} + \hat{\beta}_2 X \quad (3)$$

$$-\hat{\beta}_1 \bar{P} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_2 X \quad (4)$$

De (2) têm-se que $\hat{Q} - \hat{\beta}_1 P = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_2 X$, então substituindo o lado direito dessa expressão na equação (4), encontramos o preço de reserva.

$$-\hat{\beta}_1 \bar{P} = \hat{Q} - \hat{\beta}_1 P \quad (5)$$

$$\bar{P} = -\frac{\hat{Q}}{\hat{\beta}_1} + P \quad (6)$$

O preço de reserva \bar{P} seria então o preço de mercado P acrescido de $-\frac{\hat{Q}}{\hat{\beta}_1}$, em que esta última expressão representaria o Δ , que representa o adicional do quanto o consumidor com maior valoração do bem estaria disposto a pagar por ele além do preço de mercado P .

6 Resultados

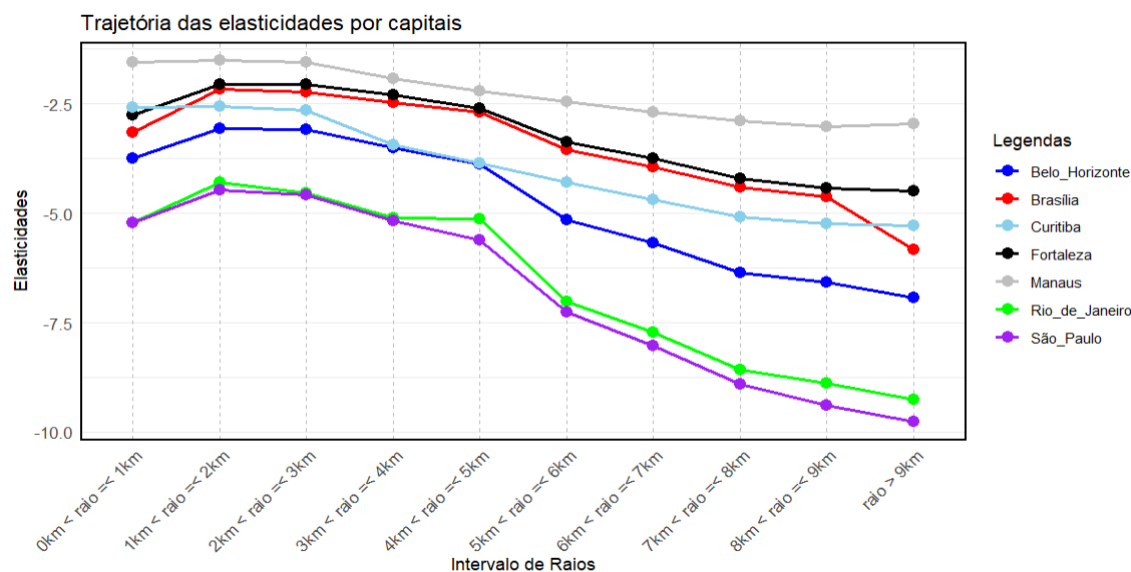
Uma vez especificada a base de dados, a abordagem econométrica e sua estratégia de identificação, embarcamos nas estimativas das funções de demanda propriamente dita. Como previamente indicado nas seções anteriores, procedemos à estimação de regressões individuais para cada cidade. Os resultados das estimações estão contidos na Tabela 1.

Na Tabela 1, são apresentados três painéis: o primeiro remete as estimações do primeiro estágio, no segundo temos os parâmetros da demanda estimados no segundo estágio e, no terceiro painel é disponibilizado as elasticidades preço-própria da demanda estimadas. Iniciando pelo primeiro painel, espera-se uma correlação positiva entre a distância do pedido e o local de entrega com o preço, conforme verificado em todas as regressões do primeiro estágio. No segundo painel, conforme previsto, os coeficientes associados aos preços dos pedidos são todos negativos e estatisticamente significantes a 1%. A magnitude desses coeficientes varia conforme a cidade analisada. Rio de Janeiro, São Paulo e Belo Horizonte apresentaram coeficientes maiores em módulo em comparação com as demais. Como veremos mais adiante, a magnitude desses coeficientes impacta diretamente nas elasticidades estimadas. Todas as regressões incorporam controles de efeitos fixos de tempo, setor censitário (região) e do restaurante, conforme destacado em seções anteriores. Na segunda parte do segundo painel é demonstrado o coeficiente de determinação de cada modelo de demanda (em média, o R^2 é de aproximadamente 0,50 em todos os modelos), bem como são exibidos testes estatísticos adicionais (Teste F e Wald) para verificar a consistência global do modelo tanto no primeiro estágio quanto no segundo estágio. Todos os testes rejeitam a hipótese nula, indicando que há evidências para afirmar que pelo menos um dos coeficientes do modelo é estatisticamente diferente de zero, nesse caso o modelo é estatisticamente válido e fornece uma explicação significativa para a variabilidade da variável dependente. No caso do teste Wu-Haunsman, ele indica presença de endogeneidade no modelo ao rejeitar a hipótese nula, sendo a endogeneidade oriunda da variável preço.

No terceiro painel da Tabela 1 são apresentadas as estatísticas descritivas das elasticidades⁷ estimadas para cada cidade. A título de exemplo, na cidade de São Paulo, caso o preço do pedido no iFood aumente em 1,00% a demanda tende a cair, em média, em 5,34%, indicando que a demanda nesse mercado é muito sensível a variações bruscas nos preços. Essa mesma interpretação pode ser estendida para as demais cidades. Cidades como Manaus, Brasília e Fortaleza, apresentam elasticidades bem menores que São Paulo, Rio de Janeiro, Belo Horizonte e Curitiba. Tal fato pode ser atribuído à menor dispersão geográfica e densidade populacional, além da pequena diversidade de opções de restaurantes nessas regiões, o que resulta em elasticidades mais baixas.

Por último, para fechar o lado da demanda, também realizamos o cálculo das elasticidades para cada faixa de distância em todas as cidades. A Figura 3 a seguir, ilustra o comportamento das elasticidades para diferentes raios de distância. Observa-se que, à medida que a distância aumenta, os consumidores se tornam mais sensíveis aos preços, dado que precisam desembolsar quantias maiores referentes à taxa de entrega, o que eleva o valor final do pedido. Esse padrão comportamental é observado de forma consistente em todas as cidades, embora com magnitudes distintas. Como mencionado anteriormente, as cidades de Manaus, Fortaleza e Brasília apresentam menor elasticidade em comparação com as demais, uma característica que se evidencia na representação visual. No apêndice deste estudo, são apresentadas gráficos adicionais contendo as distribuições das elasticidades para cada cidade, bem como as elasticidades por faixa de distância.

Figura 3 – Comparativo elasticidades das capitais por raios de distância



⁷ Aplicando o cálculo diferencial, podemos obter a fórmula da elasticidade preço da demanda usando as derivadas pela regra da cadeia, $E_d = \frac{\frac{\Delta Q}{Q}}{\frac{\Delta P}{P}} = \frac{\frac{dQ}{dP} \cdot \frac{P}{Q}}{\frac{P}{Q}} = \frac{dQ}{dP} \cdot \frac{P}{Q}$. O termo $\frac{dQ}{dP}$ representa o coeficiente de preço estimado em cada regressão. Q e P denotam, respectivamente, a quantidade média e o preço médio.

Tabela 1 – Resultado das funções de demanda - iFood

	Brasília	Belo Horizonte	Rio de Janeiro	São Paulo	Fortaleza	Curitiba	Manaus
Painel I) Primeiro estágio: Parâmetros estimados da demanda							
<i>Raio.Distância</i>	0,006*** (0,000)	0,005*** (0,000)	0,005*** (0,000)	0,004*** (0,000)	0,005*** (0,000)	0,006*** (0,000)	0,005*** (0,000)
EF.tempo	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
EF.Setor	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
EF.Restaurante	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Painel II) Segundo estágio: Parâmetros estimados da demanda							
<i>Value.pedido</i>	-0,070*** (0,001)	-0,110*** (0,002)	-0,141*** (0,001)	-0,140*** (0,002)	-0,081*** (0,001)	-0,083*** (0,001)	-0,052*** (0,001)
EF.tempo	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
EF.Setor	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
EF.Restaurante	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Adj. R2	0,485	0,466	0,495	0,492	0,484	0,452	0,506
F-test (1° estágio)	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Wald (1° estágio)	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Wu-Haunsman	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
F-test (2° estágio)	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Wald (2° estágio)	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
N° observações	1.098.645	804.067	1.198.231	3.697.643	377.918	575.339	228.622
Painel III) Elasticidades							
Máximo	-0,552	-0,690	-1,020	-0,997	-0,476	-0,620	-0,418
3° quartil	-1,340	-1,782	-2,623	-2,652	-1,237	-1,598	-0,990
Média	-2,603	-3,587	-5,050	-5,341	-2,345	-3,043	-1,747
Mediana	-2,268	-3,140	-4,387	-4,603	-2,110	-2,676	-1,562
1° quartil	-3,574	-4,968	-6,889	-7,390	-3,199	-4,170	-2,344
Mínimo	-6,750	-9,404	-13,399	-14,503	-5,844	-7,723	-4,221

Fonte: DataBricks iFood. Elaboração própria.

Nota 1: * p<0.10, ** p<0.05, *** p<0.01

Nota 2: Output dos resultados dos testes é o p-valor.

6.1 Estimativas do excedente do consumidor

Converter estimativas de elasticidade preço em uma medida global de excedente do consumidor requer suposições adicionais. Para estimar o excedente do consumidor por meio de mudanças de preço, gostaríamos de oferecer um menu de preços, identificando o preço no qual o consumidor se torna indiferente em fazer a compra, mantendo tudo o mais constante. A soma das diferenças entre essa disposição a pagar e o preço que o consumidor paga é o excedente do consumidor associado a essas transações.

Conforme discutido nas seções anteriores, os dados revelam o preço de mercado pago pelo consumidor e a quantidade do produto consumida. No entanto, não temos acesso ao preço que faria um potencial comprador maximizar sua utilidade demandando zero unidades do produto. Para superar essa limitação, implementamos uma estratégia para identificar esse preço de reserva. Essencialmente, esse preço é derivado do preço de mercado ajustado por um termo extraído das estimativas do modelo de demanda. Ao adotar essa abordagem, conseguimos calcular o preço de reserva para cada observação na base de dados. Em outras palavras, para cada pedido realizado por um cliente fomos capazes de determinar o preço que zeraria a demanda pelo produto.

Com esses conjuntos de dados à disposição, torna-se viável calcular o excedente agregado. Optamos por uma curva de demanda linear, pois foi a que melhor se ajustou aos dados. Esse ponto foi detalhado na seção que descreve nossa estratégia para calcular o excedente do consumidor, e também ilustrado com os gráficos de demanda aproximados para cada cidade, disponíveis no apêndice.

Na Tabela 2, apresentamos o excedente médio diário por restaurante, o excedente total anual por restaurante e o excedente agregado total, expresso em R\$, para cada cidade de nossa amostra. Além disso, calculamos o excedente agregado total ao estimar todas as cidades em conjunto. Considerando que nossa amostra dessas sete cidades representa aproximadamente 25% dos pedidos registrados no iFood, conforme dados gerenciais de inteligência de mercado do iFood, extrapolamos o excedente gerado para todo o país, considerando os outros 75% dos mercados restantes. É importante ressaltar que, ao calcular o excedente agregado do consumidor, estamos abrangendo não apenas os restaurantes que operam no modelo de negócio *Full Service*, mas também aqueles no *Market Place*. Isso proporcionará uma medida global aproximada do excedente do consumidor gerados pelos pedidos realizados na plataforma iFood ao considerar seus dois principais produtos.

Tabela 2 – Estimativas do excedente do consumidor por cidade

Cidades	Excedente Diário por Restaurante (R\$)	Excedente Anual por Restaurante (R\$)	Excedente Agregado Total (R\$)
Brasília	185,454	67.690,892	546.671.508
Belo Horizonte	152,211	55.557,240	441.180.071
Rio de Janeiro	155,932	56.915,200	1.062.494.401
São Paulo	266,964	97.442,180	3.512.011.168
Fortaleza	111,733	40.782,550	229.932.044
Curitiba	157,673	57.550,680	372.640.678
Manaus	98,179	35.835,680	126.249.100
Total Amostra (25%)	161,163	58.824,917	6.291.178.970
Total Extrapolado (100%)	-	-	25.164.715.880

Fonte: DataBricks iFood. Elaboração própria.

São Paulo e Rio de Janeiro são as duas cidades que, juntas, representam mais da metade do excedente gerado. No total, o excedente agregado em 2023 foi de R\$ 6,3 bilhões. O excedente médio diário do consumidor avaliado na amostra, obtido em cada restaurante, é de R\$ 161,163, e o excedente médio anual do consumidor em cada restaurante foi de R\$ 59 mil. Ao extrapolar nossos resultados da amostra para todo o Brasil, obtemos um excedente agregado de R\$ 25,2 bilhões. Convertendo esse valor para dólares, o excedente gerado foi de aproximadamente US\$ 5 bilhões. Esse resultado expressivo do benefício líquido auferido pelo consumidor das atividades do iFood está alinhado com outros estudos que mensuram o excedente do consumidor em plataformas digitais no mercado americano. Farronato e Fradkin (2022) obtiveram um excedente do consumidor de US\$ 305 milhões ao investigar o Airbnb nos EUA em 2014. Cohen et al. (2016), ao analisar a atuação da Uber nos EUA em 2015, encontraram um excedente na ordem de US\$ 6,76 bilhões.

7 Conclusões

Nosso estudo explora a riqueza dos dados do iFood para investigar o impacto da entrada da empresa no bem-estar dos consumidores brasileiros. As estimativas do excedente do consumidor que produzimos correspondem a uma curva de demanda de curto prazo, pois são identificadas a partir de choques de preços de curto prazo. Ao realizar as estimativas de nosso modelo de demanda, descobrimos que a demanda do consumidor é relativamente elástica, apesar da existência de substitutos aparentemente próximos (como a opção de jantar em um restaurante físico em vez de pedir comida, ou mesmo cozinhar em casa). A elasticidade da demanda resulta em estimativas de excedente do consumidor de aproximadamente R\$ 6,3 bilhões (US\$ 1,3 bilhão). Ao extrapolar para o Brasil inteiro, encontramos um excedente de R\$ 25,2 bilhões (US\$ 5 bilhões).

Os resultados aqui estimados demonstram a importância que a nova economia das plataformas digitais possui na atividade produtiva de um país. Essas plataformas oferecem um novo modelo de negócios baseado em tecnologia e conectividade, facilitando transações e interações entre consumidores e fornecedores de forma ágil e eficiente. Ao fornecerem serviços digitais inovadores, essas plataformas não apenas transformam a maneira como os negócios são conduzidos, mas também impulsionam o crescimento econômico e a criação de empregos. A acessibilidade e conveniência proporcionadas pelas plataformas digitais aumentam a eficiência do mercado, estimulando a competição e ampliando as oportunidades de negócios para empreendedores e pequenas empresas. Essas plataformas têm o potencial de democratizar o acesso a serviços e mercados, reduzindo as barreiras de entrada e permitindo a participação de uma gama mais ampla de indivíduos na economia digital.

Reconhecemos que o uso de um modelo de demanda marshalliana para calcular a demanda neste estudo apresenta uma limitação ao não considerar a modelagem que leva em conta as preferências individuais e as opções alternativas ao produto, como os modelos de escolha discreta. No entanto, é importante ressaltar as valiosas contribuições deste trabalho ao demonstrar de forma simplificada as estimativas do benefício líquido da introdução de um serviço digital em um país de renda média. Este artigo aponta para uma direção futura promissora: aquela em que dados mais robustos desempenham um papel fundamental na obtenção de insights mais profundos. As transformações significativas que estão ocorrendo na economia, como a disponibilidade de dados em nível de transação, o aumento do uso de ferramentas de precificação avançadas pelas empresas e a maior disposição das empresas para experimentos randomizados, indicam um futuro em que a abundância de dados transformará nossa compreensão das empresas e dos consumidores.

Referências

- AGUIAR, L.; WALDFOGEL, J. *Streaming reaches flood stage: Does Spotify stimulate or depress music sales?(No. w21653)*. [S.l.]: National Bureau of Economic Research, 2015. 3
- BAKER, J. B.; BRESNAHAN, T. F. Estimating the residual demand curve facing a single firm. *International Journal of Industrial Organization*, Elsevier, v. 6, n. 3, p. 283–300, 1988. 6
- BANKS, J.; BLUNDELL, R.; LEWBEL, A. Quadratic engel curves and consumer demand. *Review of Economics and statistics*, MIT Press 238 Main St., Suite 500, Cambridge, MA 02142-1046, USA journals . . . , v. 79, n. 4, p. 527–539, 1997. 6
- BERRY, S.; LEVINSOHN, J.; PAKES, A. Automobile prices in market equilibrium. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, JSTOR, p. 841–890, 1995. 6, 9
- BRESNAHAN, T. F. Measuring the spillovers from technical advance: mainframe computers in financial services. *The American Economic Review*, JSTOR, p. 742–755, 1986. 2
- BRESNAHAN, T. F.; STERN, S.; TRAJTENBERG, M. *Market segmentation and the sources of rents from innovation: Personal computers in the late 1980's*. [S.l.]: National Bureau of Economic Research Cambridge, Mass., USA, 1996. 9
- BROWN, J. R.; GOOLSBEE, A. Does the internet make markets more competitive? evidence from the life insurance industry. *Journal of political economy*, The University of Chicago Press, v. 110, n. 3, p. 481–507, 2002. 2
- BRYNJOLFSSON, E.; HU, Y.; SMITH, M. D. Consumer surplus in the digital economy: Estimating the value of increased product variety at online booksellers. *Management science*, INFORMS, v. 49, n. 11, p. 1580–1596, 2003. 2
- BRYNJOLFSSON, E.; OH, J. The attention economy: Measuring the value of free digital services on the internet. 2012. 2
- COHEN, P. et al. *Using big data to estimate consumer surplus: The case of uber*. [S.l.], 2016. 2, 3, 4, 7, 9, 15
- DEATON, A.; MUELLBAUER, J. An almost ideal demand system. *The American economic review*, American Economic Association, v. 70, n. 3, p. 312–326, 1980. 6
- FARRONATO, C.; FRADKIN, A. The welfare effects of peer entry: the case of airbnb and the accommodation industry. *American Economic Review*, v. 112, n. 6, p. 1782–1817, 2022. 3, 4, 15
- HALL, J. V.; KRUEGER, A. B. An analysis of the labor market for uber's driver-partners in the united states. *Iir Review*, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 71, n. 3, p. 705–732, 2018. 5
- HAUSMAN, J.; LEONARD, G.; ZONA, J. D. Competitive analysis with differentiated products. *Annales d'Economie et de Statistique*, JSTOR, p. 159–180, 1994. 9

- HICKS, J. R. Consumers' surplus and index-numbers. *The Review of Economic Studies*, Wiley-Blackwell, v. 9, n. 2, p. 126–137, 1942. 2
- JEHLE, G. A. *Advanced microeconomic theory*. [S.l.]: Pearson Education India, 2001. 7, 17
- LAM, C. T.; LIU, M. Demand and consumer surplus in the on-demand economy: the case of ride sharing. *Social Science Electronic Publishing*, v. 17, n. 8, p. 376–388, 2017. 3
- MARSHALL, A. Principles of economics. *The Quarterly Journal of Economics*, MIT Press, v. 5, n. 3, p. 319–338, 1891. 2
- MING, L. et al. An empirical analysis of market formation, pricing, and revenue sharing in ride-hailing services. *Pricing, and Revenue Sharing in Ride-Hailing Services (February 15, 2019)*, 2019. 3
- NEVO, A. A practitioner's guide to estimation of random-coefficients logit models of demand. *Journal of economics & management strategy*, Wiley Online Library, v. 9, n. 4, p. 513–548, 2000. 6
- PANTEA, S.; MARTENS, B. The value of the internet for consumers. *Available at SSRN 2446962*, 2014. 3
- PETRIN, A. Quantifying the benefits of new products: The case of the minivan. *Journal of political Economy*, The University of Chicago Press, v. 110, n. 4, p. 705–729, 2002. 6
- TRAJTENBERG, M. The welfare analysis of product innovations, with an application to computed tomography scanners. *Journal of political Economy*, The University of Chicago Press, v. 97, n. 2, p. 444–479, 1989. 8
- ZERVAS, G.; PROSERPIO, D.; BYERS, J. W. The rise of the sharing economy: Estimating the impact of airbnb on the hotel industry. *Journal of marketing research*, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 54, n. 5, p. 687–705, 2017. 3

8 Apêndice

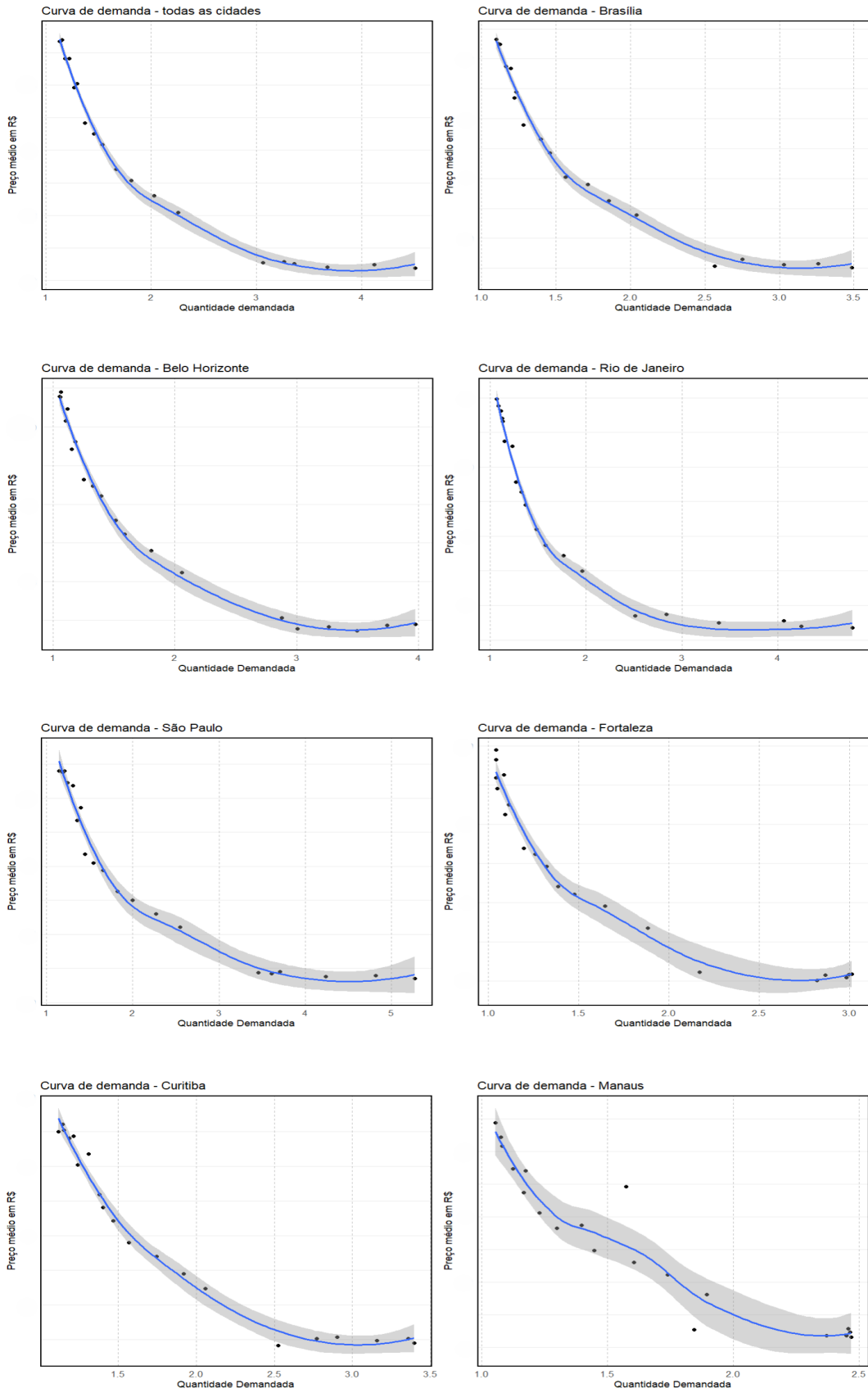
8.1 Curvas de demanda

Os gráficos a seguir apresentam as curvas de demanda para a amostra total (todas as cidades) e para cada cidade individualmente. Cada ponto nos gráficos representa a demanda em um determinado intervalo de distância. Para cada ponto, são apresentados o preço médio naquele intervalo e a quantidade média. Os pontos localizados em intervalos de distância mais distantes geralmente possuem preços mais altos, enquanto aqueles em intervalos de distância mais curtos têm preços médios menores, mas quantidades maiores.⁸

Os gráficos exibem uma curva de demanda típica que atende aos princípios fundamentais da teoria econômica, incluindo os axiomas clássicos da racionalidade, monotonicidade, convexidade, transitividade e continuidade. Esses axiomas constituem os pilares teóricos essenciais para modelar o comportamento do consumidor em microeconomia. Eles garantem que a curva de demanda resultante seja consistente e reflita de forma precisa as preferências e escolhas dos agentes econômicos (JEHLE, 2001).

⁸ Por motivos de confidencialidade e estratégia de mercado da empresa iFood, foi omitido da Figura 4, no eixo y vertical, o valor em R\$ do pedido.

Figura 4 – Curvas de demanda



8.2 Elasticidades por cidade

Após a apresentação dos resultados de demanda nas tabelas anteriores, são exibidos uma série de gráficos que ilustram a distribuição das elasticidades, bem como o valor médio das elasticidades por intervalo de raio de distância. Os gráficos de distribuição e as trajetórias médias das elasticidades por distância são dispostos para cada cidade

Observa-se que os padrões nos gráficos são o mesmo (negativo e como se fosse só a parte negativa de uma distribuição normal), mas a intensidade/valor é diferente em cada cidade. Notavelmente, Fortaleza e Manaus exibem as menores elasticidades quando comparadas às demais cidades. Isso pode ser atribuído à menor extensão territorial e densidade demográfica dessas localidades, bem como ao menor número de restaurantes, fatores que podem contribuir para uma menor sensibilidade aos preços. Por outro lado, São Paulo, seguida pelo Rio de Janeiro, demonstram ser as cidades mais sensíveis a variações de preços. Isso se deve à maior dispersão geográfica e densidade populacional, além da grande diversidade de opções de restaurantes nessas regiões, o que resulta em elasticidades mais elevadas.

Figura 5 – Elasticidades por cidades

