

PRÊMIO IFOOD DE PESQUISA EM MERCADOS DIGITAIS

CATEGORIA ECONOMIA

Análise de impacto dos aplicativos de delivery no Brasil

#04

Resumo

A implementação de novas tecnologias para prestação de serviços, vem afetando todos os mercados tradicionais. O mercado gastronômico é um dos grandes exemplos, com os aplicativos de delivery. Este estudo faz a análise empírica dos dados para evidenciar os impactos dos aplicativos de delivery sobre o mercado físico. Para verificar estas mudanças, será utilizada a metodologia de diferenças em diferenças numa base de dados com anos anteriores e posteriores à implementação destes aplicativos de delivery no Brasil.

Palavras-chave: E-commerce, Mercado Alimentício, Aplicativos de delivery.

Resumo

A implementação de novas tecnologias para prestação de serviços, vem afetando todos os mercados tradicionais. O mercado gastronômico é um dos grandes exemplos, com os aplicativos de delivery. Este estudo faz a análise empírica dos dados para evidenciar os impactos dos aplicativos de delivery sobre o mercado físico. Para verificar estas mudanças, será utilizada a metodologia de diferenças em diferenças numa base de dados com anos anteriores e posteriores à implementação destes aplicativos de delivery no Brasil.

Palavras-chave: E-commerce, Mercado Alimentício, Aplicativos de delivery.

Abstract

New Technologies are revolutionizing the service sector and changing the way traditional markets are ran. The food market is an example, after the creation of delivery apps. This Study analysis the data from 2006 to 2019 of the food market, presenting the impacts on the brick-and-mortar sales after the exposure to delivery apps. To verify these changes, the difference in differences method will be utilized.

Sumário

1.	Introdução.....	1
2.	Revisão de Literatura.....	2
3.	Referencial Teórico.....	4
3.1	Modelos híbridos.....	4
3.2	Mudança no mercado.....	5
3.3	Efeitos sobre consumidores.....	6
3.4	Variações Demográficas.....	7
3.5	Outros Aplicativos de delivery.....	8
3.6	Diferenças entre os municípios tratados e controles.....	8
4.	Base de dados.....	13
5.	Metodologia.....	16
6.	Resultados.....	20
6.1	Tendências de crescimento.....	20
6.2	Estabelecimentos.....	25
6.3	Funcionários.....	26
6.4	Salário Médio.....	28
6.5	Efeito substituição entre tipos de mercados.....	29
7.	Conclusão.....	34
8.	Referências Bibliograficas.....	35

1 Introdução

O E-commerce é um tópico que vem tendo crescente relevância no mundo, dada a sua grande expansão durante a última década. No último ano, este setor teve crescimento de 40,7%, segundo a 6ª edição da pesquisa Perfil do E-Commerce Brasileiro.

Este número reflete a implementação das novas tecnologias em mercados tradicionais físicos, que conseguem aumentar seu alcance de marketing e vendas através do mercado online de produtos e serviços. Além disso, este mercado tende a continuar crescendo em países como o Brasil, devido a tendência de crescimento no número de pessoas com acesso à internet, que atualmente gira em torno de 74% da população brasileira que teve acesso à internet nos últimos 3 meses.

Outro fator que impulsionou o e-commerce brasileiro, em especial os serviços de entrega, é o corona vírus. A epidemia trouxe um desafio para as empresas de serviços e de vendas de produtos, que encontraram o e-commerce como solução natural para estes problemas. A startup colombiana Rappi teve um aumento em suas vendas de cerca de 30% desde o início da crise do vírus (Calais, 2020).

O mercado de aplicativos de delivery de alimentos vem seguindo a mesma tendência do setor de comércio virtual. Segundo dados da Associação Brasileira de Bares e Restaurantes (Abrasel), este segmento teve faturamento de R\$15 bilhões em 2019, um aumento de cerca de 20% em relação ao ano de 2018. E a projeção para o ano de 2020 é de registrar a marca de R\$18 bilhões. Segundo a Abrasel (2021, citado por Ramires, 2021) “O delivery não substitui a ida ao restaurante, substitui o preparo dos alimentos em casa. Essa mudança desvia mais recursos da compra de alimentos in natura do que a ida ao restaurante”.

Portanto, a análise deste setor é de grande interesse contemporâneo para a economia nacional. Com isso, esta pesquisa tem o intuito de analisar os impactos da implementação dos aplicativos de delivery no mercado físico de restaurantes no Brasil. Apesar de gerar impactos positivos para o mercado dos restaurantes em geral, esta nova forma de conectar os restaurantes aos seus clientes pode gerar canibalização das vendas físicas pelas vendas digitais, além de impactos negativos para aquelas firmas que não se adaptarem as mudanças.

2 Revisão de Literatura

Os efeitos da digitalização dos mercados de produtos e serviços, são pontos de interesse para muitos autores desde o início do século XXI, onde os efeitos dos e-commerces começaram a surtir efeitos, principalmente nos Estados Unidos.

Segundo Hortaçsu e Syverson (2015) os modelos de negócios híbridos, com partes físicas e partes digitais, estão se tornando cada vez mais populares em quase todos o setor de varejo. Ainda conforme a pesquisa destes autores, em 2013, apenas o setor de música e vídeo possuía maior parte de suas vendas digitais. Enquanto o setor de comidas e bebidas possuía apenas 0,9% de suas vendas online.

A implementação de modelos híbridos, e das vendas digitais em mercados tradicionalmente físicos, gera o questionamento em relação à canibalização das vendas físicas pelas vendas digitais. Deleersnyder et al. (2002) foram pioneiros deste questionamento, ao analisar a substituição no mercado de jornais britânicos e holandeses, utilizando a análise econométrica de uma série temporal. Os autores provaram a existência da canibalização, mas demonstraram que ela não era tão intensa como era esperado na época.

Ainda dentro da Europa, Duch-Brown et al. (2017), analisaram o impacto do e-commerce em diversos setores da economia Europeia na quantidade de vendas, crescimento do mercado e canibalização, e adicionaram a literatura com o efeito do mercado digital na integração dos mercados entre os países europeus. O resultado foi a continuação da disparidade nos preços entre os países da Europa mesmo após a implementação de diversos canais de vendas online.

Pauwels e Neslin (2011), fizeram a análise reversa, ao avaliar o impacto do incremento de lojas físicas, para empresas que estão consolidadas no mercado online. Com isso, eles conseguiram expor o efeito disponibilidade gerado pelo modelo híbrido, aumentando o número de vendas, que compensa pela canibalização, gerando um efeito líquido positivo para a empresa. Esse efeito foi encontrado através de uma regressão multivariada utilizando a frequência e o valor das compras de cada estilo de compra, retornando um efeito positivo na frequência de vendas para empresas híbridas.

No lado dos consumidores, Dolfen et al. (2021) utilizando dados das compras com cartões de crédito e débito Visa no Estados Unidos, entre 2007 e 2017, estimou o ganho de

bem-estar do consumidor gerado pelo e-commerce. O valor do mercado de e-commerce chegou a 8% de todas as vendas dos Estados Unidos em 2017 que gerou um aumento de 1% no poder de compra dos consumidores, que equivale a um aumento de US\$ 1000 nos gastos por domicílio. Outro efeito para os consumidores é a redução do custo de procura e comparação de produtos de varejo (Bhatnagar e Ratchford, 2004).

No mercado gastronômico, esse efeito de canibalização foi analisado por Collison (2020). Influenciados pela comodidade e diversidade provenientes dos aplicativos de entrega, as firmas que estão optando por vendas em ambos os canais, tiveram um efeito de canibalização nos Estados Unidos, foi de 50%, enquanto os 50% restantes representam novas vendas resultantes da entrada no mercado digital. Ademais o autor demonstra que a receita dos restaurantes vem crescendo por causa do efeito quantidade, enquanto a margem das vendas vem se reduzindo, dada a crescente competição. Para realizar estas constatações, o autor utilizou da metodologia das diferenças em diferenças numa base de dados entre 2009 e 2019.

Por fim, dentro do Brasil, o fenômeno da digitalização do mercado gastronômico vem crescendo rapidamente. Pigatto et al. (2017) faz uma análise teórica dos meios que os aplicativos de delivery podem influenciar o mercado tradicional dos restaurantes e no consumo de comida. Neste trabalho, os autores exploram principalmente os aspectos funcionais e de marketing que são explorados com a adição do mercado online nas vendas. No entanto trabalhos analisando os impactos da digitalização ainda são escassos, principalmente estudos empíricos.

3 Referencial Teórico

O delivery de comida é uma modalidade de serviço feito há décadas por todos os tipos de restaurantes, mas a grande ênfase do mercado gastronômico sempre foram as vendas no restaurante físico, implicando em gastos e análises operacionais, focadas em maximizar os ganhos com este serviço.

Com a implementação dos aplicativos de delivery, e sua difusão ao longo dos últimos anos, realçou a necessidade das firmas se adaptarem à nova realidade, através de mudanças operacionais ao longo de toda a cadeia de serviço.

3.1 Modelos híbridos

Como ressaltado por Hortaçsu e Syverson (2015), o modelo híbrido de negócios está se tornando cada vez mais popular, dada a possibilidade de expansão da demanda, com novos consumidores utilizando os aplicativos de delivery. No Brasil, as maiores empresas de delivery tiveram crescimentos expressivos nos últimos anos. O Ifood passou de 52 mil para 131 mil restaurantes parceiros entre 2018 e 2019, enquanto seu competidor UberEats triplicou o valor de restaurantes e entregadores entre estes anos. Esse crescimento representa uma elevação na oferta que vêm acompanhando o crescimento da demanda, que substitui a refeição feita em casa pelo delivery.

No entanto, uma parte do crescimento da oferta gerada pelos aplicativos de delivery é responsável por tomar uma porção das vendas dos restaurantes físicos. Como apresentado em Deleersnyder et al. (2002), Duch-Brown et al. (2017) e Collison (2020) a transição da demanda física pela demanda virtual deve afetar todos os participantes do mercado, principalmente aqueles que optarem por não implementar o modelo híbrido.

O resultado esperado é a queda nas suas vendas físicas dos restaurantes com a entrada dos aplicativos de delivery no mercado, mas possivelmente um resultado líquido positivo para os restaurantes que tomarem a iniciativa de transição para o modelo híbrido.

3.2 Mudança no mercado

Como resultados das novas tecnologias, novos estabelecimentos vêm surgindo e se aproveitando do distanciamento do consumidor e da firma. Dessa forma, esses novos empreendimentos apresentam modelos operacionais completamente diferentes, assim como estruturas de custos que podem gerar vantagens competitivas no mercado digital, em relação às empresas que adotaram o modelo híbrido.

As ghost kitchens adotam novas metodologias de negócios no ramo gastronômico, ao cortar custos típicos de restaurantes físicos, por não prestarem o serviço no local, apenas online. Com isso, as empresas conseguem maximizar os benefícios dos aplicativos de entrega, reduzindo custos desnecessários como garçons, aluguel de grandes espaços para o restaurante, estacionamento. Assim podendo reduzir os preços dos pedidos, ganhando competitividade, ou mesmo aproveitar de uma margem de ganhos maior.

Outro fator que pode afetar os preços após a introdução dos aplicativos, é a integração dos mercados que anteriormente não estavam competindo diretamente, por estarem todos igualmente apresentados e destacados no software. No artigo de Duch-Brown et al. (2017), ele destaca este efeito do e-commerce sobre o mercado de varejo entre os países europeus, que pode ser extrapolado para possíveis efeitos entre restaurantes que antes da digitalização possuíam um nicho específico de consumidores, mas ao optarem pelo modelo híbrido expandiram seu alcance, e assim começaram a competir com estabelecimentos diferentes.

Com o possível aumento no número de restaurantes por municípios, decorrente da maior demanda por refeições prontas, gerada pelos aplicativos de delivery, existiram diversos impactos sobre os funcionários pertencente à esta cadeia de produção. Por um lado, funcionários essenciais, como os cozinheiros e ajudantes de cozinha, se tornam cada vez mais importantes, para dar conta do aumento de demanda. Em contrapartida, com o surgimento dos novos modelos de negócio dentro da área, alguns funcionários, como garçons, gerentes e faxineiros, acabam perdendo espaço dentro de restaurantes modernos, ao passo que agentes terceirizados ganham espaço, como entregadores. Por conta disso, o efeito sobre o número médio de funcionários por estabelecimentos é ambíguo e incerto com a introdução dos aplicativos de delivery.

Outro movimento que é incerto, com os aplicativos de delivery, é o salário médio dos funcionários dos restaurantes. No entanto, é esperado um efeito positivo sobre esta variável, uma vez que choque positivo na demanda por alguns tipos de funcionários, dentro dos restaurantes, gera um efeito positivo nos salários médios destes agentes, por conta do maior poder de barganha.

O mercado alimentício como um todo foi afetado pelos aplicativos de delivery. O aumento na utilização destes aplicativos, surge a partir da substituição entre o consumo domiciliar de produtos feitos dentro de casa, para o consumo de produtos provenientes de aplicativos de delivery. Essa transição trouxe impactos diretos sobre diversos agentes do mercado. Primeiramente temos os restaurantes, que tiveram um aumento na demanda por seus produtos com o desenvolvimento dos aplicativos de delivery. Complementarmente, a sessão de mercados, supermercados e hipermercados, tiveram um resultado ambíguo. Isso se deu pela redução na compra de seus produtos para a produção de refeições dentro de casa, ao passo que o aumento na demanda por refeições entregues, gerou um aumento na demanda dos produtos dessa sessão. No entanto, é possível que cada uma destas sessões tenha sido afetada diferentemente, dado que a compra dos produtos alimentícios feita por restaurantes geralmente costuma ser feita em atacado em grandes estabelecimentos, enquanto a compra de produtos alimentícios por indivíduos tende a ser feita em qualquer uma das três sessões.

3.3 Efeitos sobre consumidores

Os consumidores são os indivíduos mais beneficiados pela revolução digital, e a implementação dos aplicativos de delivery no mercado gastronômico. Inicialmente, a implementação de novos canais de vendas através do e-commerce, tem o intuito de melhorar o serviço ao consumidor, e oferecer uma maior variedade de produtos. No trabalho de Montoya-Weiss, Voss e Grewal (2003) demonstram o resultado empírico de satisfação dos consumidores para os serviços prestados por empresas híbridas. O resultado foi uma maior satisfação do cliente em serviços online, em relação aos serviços físicos da mesma empresa.

Ao adicionar mais canais de vendas, as firmas esperam mudanças nas escolhas dos consumidores. Ao enfrentarem maior diversidade de oferta, Pauwels e Neslin (2011) discutem variações importantes nas frequências de compras, tamanho das compras, retorno e troca de

produtos para o setor de varejo. No setor de comidas, as duas primeiras variáveis parecem ser vulneráveis a mudanças com o modelo de vários canais de vendas. Além de substituir a ida aos restaurantes, os aplicativos de delivery também tomam o lugar de refeições feitas em casa, tornando a maior frequência da solicitação do serviço. Enquanto o tamanho e o preço dos pedidos também tendem a variar, com o crescimento da demanda por pedidos individuais.

O aumento do bem-estar dos consumidores está presente também na conveniência gerada pela tecnologia, esta pode ser calculada como a redução nos custos de procura do consumidor, como Bhatnagar e Ratchford (2004) fizeram. Outra forma de incremento na felicidade do consumidor existe no efeito disponibilidade de Neslin et al. (2006).

Por fim, Dolfen et al. (2021) apresenta o efeito sobre o e-commerce dos Estados Unidos, explicitando um valor de ganho de bem-estar para o consumidor. O consumidor médio americano recebe 1% de poder de consumo por ano, ou cerca de US\$ 1000 por domicílio. Este valor é um agregado de diversos outros efeitos já citados anteriormente, como a redução no custo de transporte, redução do custo das firmas, redução no custo de procura, entre outros.

3.4 Variações Demográficas

Os efeitos citados anteriormente são resultados da análise do e-commerce como um todo. Ao analisar os efeitos mais específicos, manipulando os dados por diferentes filtros, como idade, renda do consumidor, região do país, cep, área urbana ou rural, ou tipo do produto podem influenciar de formas diferentes os efeitos dos aplicativos de delivery. Estes impactos são analisados nos Estados Unidos por Collison (2020), que separa sua análise da canibalização das vendas físicas pelas digitais, no mercado de restaurantes, por região, cep, refeição (café da manhã, almoço, janta), dia da semana, entre outros, para entender melhor o fenômeno.

Estes efeitos analisados para os EUA, devem apresentar resultados semelhantes no Brasil, mas com contrastes mais acentuados, dada a grande diferença de fatores como renda, acesso a aplicativos de delivery e a internet, e até mesmo estar no alcance de algum aplicativo de delivery, afetam uma grande porção da população brasileira, principalmente fora das grandes capitais.

3.5 Outros aplicativos de delivery

O serviço de entrega por aplicativo foi amplamente dominado por três grandes marcas o Ifood, o UberEats e a Rappi. Apenas o Ifood possui entre 75% e 85% de participação no mercado de delivery.

No entanto, o serviço de delivery é bastante diversificado quando se trata de entrega de alimentos no interior do Brasil. A empresa DeliveryMuch, fundada em 2011 em Santa Maria é considerada como o maior aplicativo de delivery no interior do Brasil, atendendo mais de 300 cidades por todo o país. Além disso, outras formas de realizar pedidos de entrega de comida, ainda são muito prevalentes no interior, como o pedido realizado diretamente com o estabelecimento, através do whatsapp, site, ligação telefônica, facebook e instagram.

Por conta disso, os efeitos esperados para os municípios afetados pela introdução do Ifood, também poderão ser encontrados em municípios que não possuem a presença de aplicativos de delivery, mas estão se adaptando às novas tecnologias de comunicação e aos novos modelos de negócios, com movimentos semelhantes aos encontrados nas cidades do grupo de tratamento.

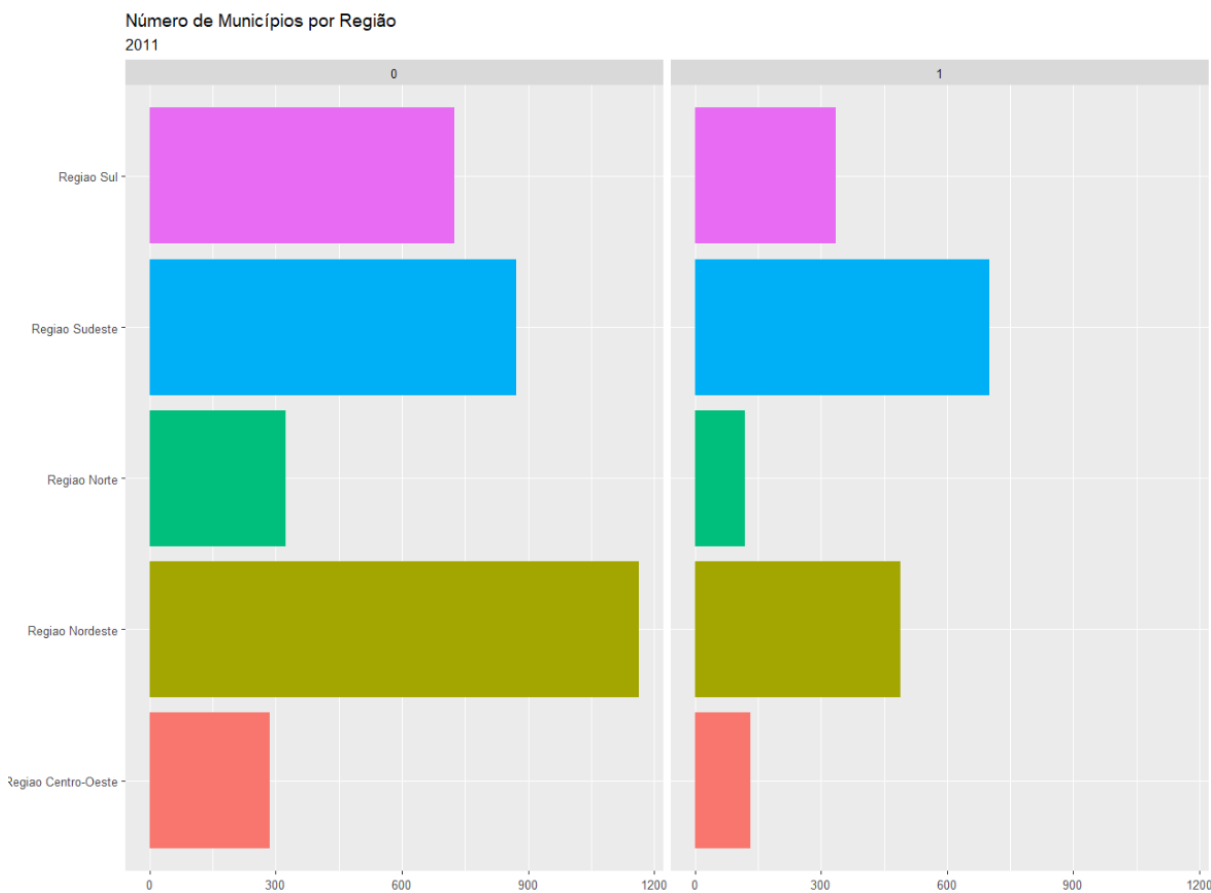
3.6 Diferenças entre os municípios tratados e controles

Ao ser fundado, em 2011, o Ifood pretendia revolucionar a área de delivery de comida, e se tornar a maior plataforma de delivery da América Latina. Segundo dados de agosto de 2020, o Ifood apresentou um total 45 milhões de pedido por mês, valor 2,25 vezes superior à média de pedido no ano de 2019.

No entanto ainda não são todos os municípios brasileiros que possuem os serviços da empresa. Apesar da disseminação do serviço ter sido feita sem restrição de área, ainda existem diversos municípios que não introduziram este serviço por diversos motivos. Entre eles estão: o porte do município não necessitar de tal serviço; uso de outras formas de contato entre o cliente e o restaurante; uso de outras plataformas; não existir disponibilidade de entregadores dos pedidos, entre diversos outros fatores.

Por conta disso, é esperado que existam diferenças visíveis entre os municípios que possuem e aqueles que não possuem os serviços de entrega do Ifood.

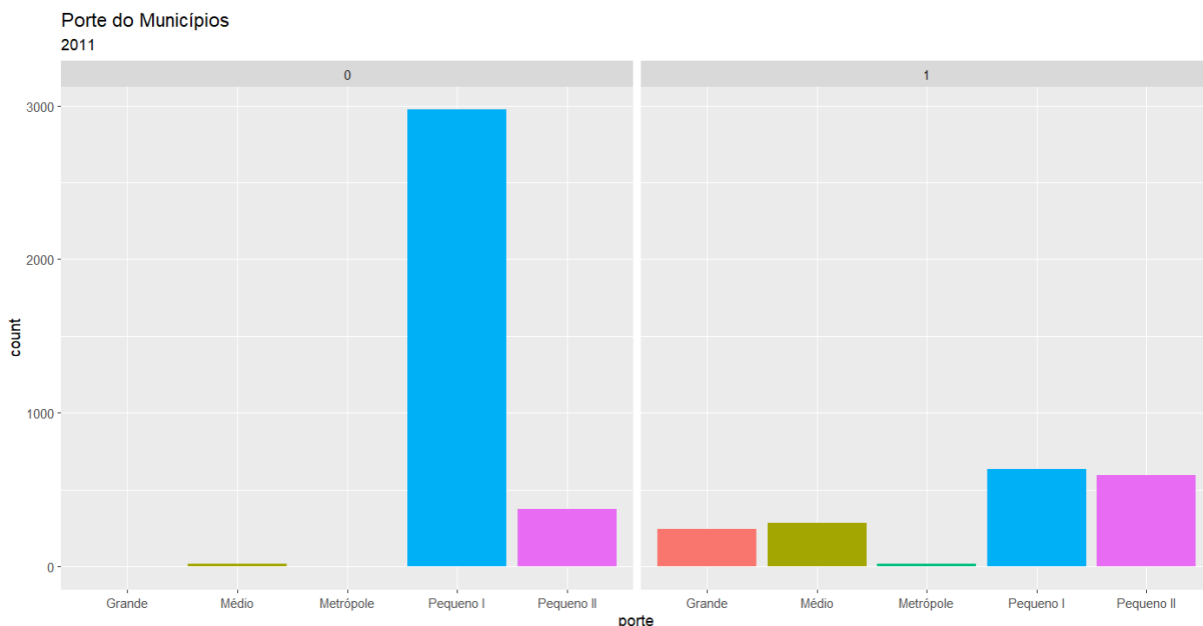
Gráfico 1 – Região do Municípios com e sem Ifood



Fonte: Ide (2021)

Ao observar o gráfico (1), podemos ver que grande parte dos municípios que não possuem os serviços do Ifood estão localizados na Região Nordeste, algo esperado dada as condições socioeconômicas da região. É interessante notar como a região Sul e Sudeste apresentam mais municípios que não possuem Ifood, do que aqueles que possuem. Isso se deve a grande quantidade de pequenos municípios que pelo porte não necessitam do aplicativo, ou até mesmo se utilizam de outros aplicativos menores, como o DeliveryMuch.

Gráfico 2 – Porte do Municípios brasileiros



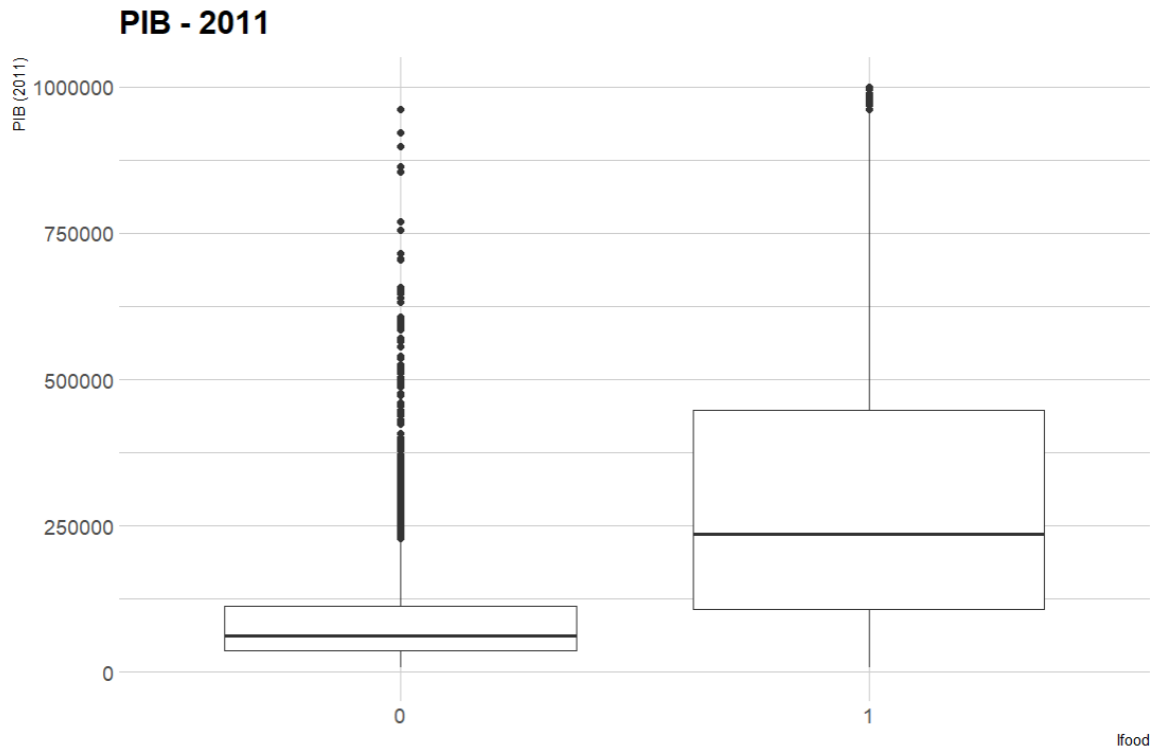
Fonte: Ide (2021)

Os municípios sem Ifood ainda são maioria em relação àqueles que possuem o serviço. Isso se deve em grande parte pelo grande número de municípios de pequeno porte que existem no Brasil. No período em que o serviço foi disponibilizado no país, o número de municípios de pequeno porte superava todas as outras categorias, segundo dados do censo brasileiro de 2010.

Por conta da existência de muitos municípios pequenos, a disseminação do serviço se tornou mais difícil nos menores municípios, e por isso, aplicativos mais especializados conseguiram tomar parte deste mercado no interior do país.

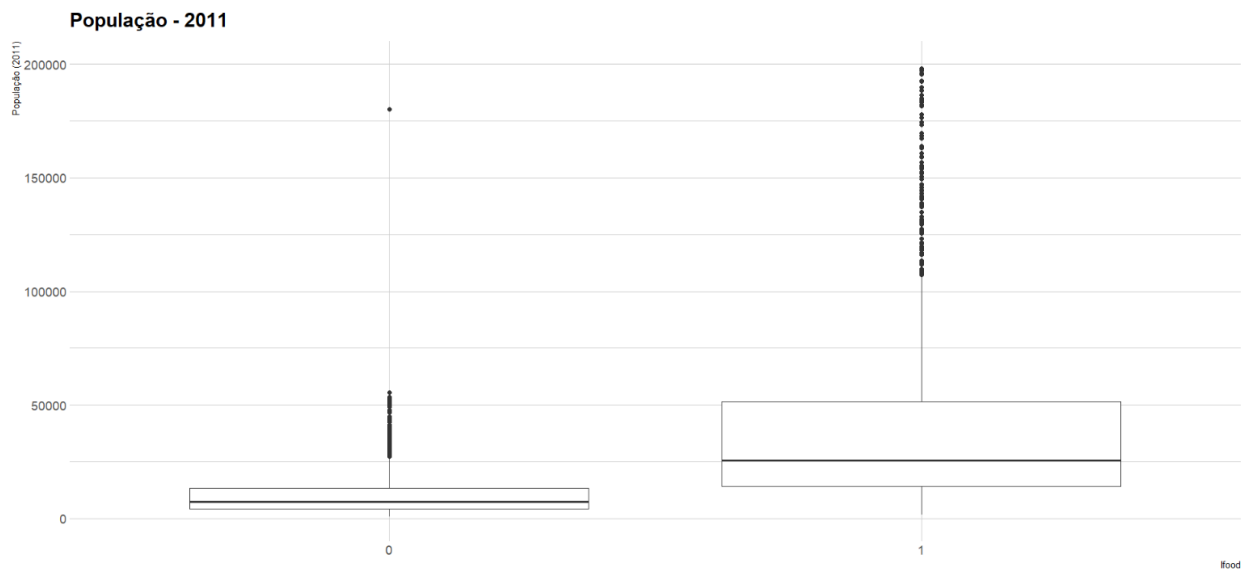
Como era de se esperar, dentre as observações de controle, que não possuem Ifood, temos uma maioria que se enquadram dentro dos municípios de pequeno porte, enquanto o grupo de tratamento possui uma diversidade muito maior, possuindo quase todos os municípios de porte médio ou superior, demonstrando que os municípios mais desenvolvidos economicamente também são aqueles que possuem o serviço do Ifood.

Gráfico 3 – Boxplot como PIB municipal



Fonte: Ide (2021)

Gráfico 4 – Boxplot como População por município



Fonte: Ide (2021)

Ao analisar população e PIB dos anos de 2010, logo antes da implementação do Ifood no país, podemos observar através dos boxplots nos gráficos (3) e (4), que os municípios de tratamento que possuem os serviços do Ifood possuem tanto um PIB médio maior, quanto uma população média maior, que os municípios que fazem parte do grupo de controle, reforçando novamente a disparidade entre estes dois grupos, em que o grupo de tratamento possui características econômicas superiores ao grupo de controle, sendo mais capaz de prover as necessidades para a fluidez do serviço de entrega de alimentos.

Apesar da disparidade entre os dois grupos estar evidente, diversas observações foram omitidas do grupo de tratamento, por serem outliers em ambos os gráficos, achatando-os e tornando a análise menor clara. Dessa forma, a disparidade observada é ainda maior por conta de municípios como São Paulo e Rio de Janeiro que destoam dos outros municípios.

4 Base de dados

Como base de dados, será utilizada o Relatório Anual de Informações Sociais (RAIS), que apresenta um relatório das informações socioeconômicas, solicitado para as pessoas jurídicas pelo Ministério do Trabalho e Emprego, financiado pelo Fundo de Amparo ao Trabalhador.

Este banco de informações é livre para o acesso de todos, através do Programa de Disseminação das Estatísticas do Trabalho, que tem como principal objetivo transmitir informações abrangentes sobre o mercado de trabalho. As principais informações presentes nesta base correspondem aos funcionários e os estabelecimentos, assim como suas variações no tempo em lugares diferentes.

A RAIS, é solicitada a todos os empregadores, ao fim do ano, com periodicidade anual. Caso a empresa não apresente funcionários no estabelecimento com aquele CNPJ, ela deverá preencher a RAIS NEGATIVA daquele ano, que pode ser acessada em conjunto com a RAIS base de cada ano.

Analisando a RAIS, entre os anos de 2006 e 2019, podemos analisar como suas variáveis interagem e se desenvolvem ao longo do tempo. Entre as principais variáveis analisadas, temos o número de restaurantes e número de funcionários (cozinheiros, garçons, atendentes), que variam ao longo do período. Dessa forma poderemos analisar o impacto da entrada dos aplicativos de delivery no mercado gastronômico, comparando as taxas de crescimento das variáveis analisadas, antes e após a data de entrada dos maiores aplicativos de delivery em cada Estado. Caso a tendência de crescimento tenha variado, obteremos o possível impacto da tecnologia neste mercado.

O número de empregadores que preencheram a RAIS entre 2002 e 2019 veem crescendo, principalmente até o ano de 2015 onde o número de estabelecimentos começou uma trajetória de queda até 2019. Entre os anos de 2002 e 2015, o crescimento nesta variável foi de aproximadamente 40%, indo de cerca de 5,9 milhões de estabelecimentos, para mais de 8,3 milhões de estabelecimentos respectivamente. A queda entre 2015 e 2019 foi pequena, de apenas 4% neste período, mas representou a quebra de crescimento que perdurou mais de 10 anos.

Por conta da grande quantidade de variáveis que podem conter restaurantes afetados pelos aplicativos de delivery, foram utilizadas como filtros, as subclasses da CNAE 2.0, por causa de seu nível de especificidade, englobando todos os tipos de restaurantes em apenas uma variável “Restaurantes e similares”. Além disso, foram utilizados os filtros: “Comércio varejista de mercadorias em geral, com predominância de produtos alimentícios – hipermercados”; “Comércio varejista de mercadorias em geral, com predominância de produtos alimentícios – supermercados”; “Comércio varejista de mercadorias em geral, com predominância de produtos alimentícios - minimercados, mercearias e armazéns” e “Fornecimento de alimentos preparados preponderantemente para consumo domiciliar”. Os três primeiros filtros estão correlacionadas com o possível movimento de substituição entre a compra de produtos para a produção da sua própria refeição e o serviço de entrega de comidas. Já o último filtro está correlacionada com a produção de alimentos para a entrega, que antes dos aplicativos de delivery eram feitas através de outras fontes de comunicação, e agora pode estar contribuindo para o efeito positivo destes aplicativos no mercado alimentício.

Esses filtros da CNAE 2.0, serviram como base para os principais dados presentes na base. Cada uma delas será acompanhada pelo número de funcionários, número de estabelecimentos e salário. O número de funcionários será o valor total de funcionários que cada município possui, dividido pelo número de restaurantes, para encontrar o valor médio de funcionários. O número de estabelecimentos é o total de estabelecimentos por município que preencheram a RAIS dentro de cada categoria. O salário é o salário médio que cada município pagou para trabalhadores de restaurantes, ou seja, a soma de todos os salários de trabalhadores de CNPJ de restaurantes, dividido pelo número de funcionários de restaurantes.

Portanto cada linha da tabela terá a informação sobre um município brasileiro, durante um ano, apresentando informações sobre esses 5 filtros da CNAE 2.0 em relação as 3 variáveis de interesse.

Além disso, para a criação do propensity score de cada município, foram utilizadas as variáveis “Porte”; “Município”; “População”, “Região” e “PIB” do Censo brasileiro de 2010. Como a integração do Ifood se deu no ano de 2010, foram utilizados dados socioeconômicos de um período próximo ao evento analisado, para tentar associar os dados de teste aos dados de tratamento.

Também foram extraídos dados sobre todos os municípios que os três principais aplicativos de delivery, o Ifood, a Rappi e o UberEats possuem operações. Com essas informações, foi possível construir três novas variáveis dummies binárias, que representam se aquele município tem a presença de algum dos três aplicativos de delivery no período atual de 2021. Dessa forma, caso o município apresente a operação de determinado aplicativo de delivery, a observação atrelada a este serviço será igual a 1, caso contrário, ela tomara o valor 0. Por fim, foi criada a dummy binária de tratamento, que demonstra se o ano daquele dado está antes ou depois do evento, sendo que o valor 0 foi atribuído a todos os dados anteriores ao ano de 2011 (2006 a 2010) e o valor 1, foi atribuído a todos os dados restantes (2011 a 2019).

Para conseguir prosseguir com as regressões que serão apresentadas na metodologia, diversas variáveis tiveram que ser alteradas e outras criadas. Para o propensity score, as variáveis porte e região foram transformadas em variáveis número, com nome n_porte e n_região. Seguindo essa lógica, para as regressões, a variável município também tomou valor numérico com a transformação para s_mun.

5. Metodologia

Os efeitos da introdução dos aplicativos de delivery no mercado de alimentos, especificamente na área de restaurantes, podem ser analisados de diversas formas. Neste caso, será utilizado o método de diferenças em diferenças, uma técnica estatística para análise de variações na tendência de crescimento de uma variável ao longo do tempo, separando esta variável em grupos de controle e tratamento.

Poderemos atribuir mudanças nestas tendências de crescimento, aos aplicativos de delivery, caso após a inserção no mercado brasileiro de um dos grandes aplicativos de delivery (Ifood, Uber Eats e Rappi), variáveis relacionadas ao crescimento do mercado, cresçam mais nos municípios de tratamento, do que naqueles municípios que não tiveram a entrada destes aplicativos.

Para isso, utilizamos como data de entrada do Ifood o ano de 2011, em que se estabeleceu no país, com seu primeiro aporte de capital de R\$ 3,1 milhões. Para entrada do Uber Eats no mercado, temos o ano de 2014. Por fim, como última grande representante dos aplicativos de delivery, temos a Rappi, que foi fundada em junho de 2015 em Bogotá. Com estas datas poderemos analisar as variações nas tendências.

Estas datas de entrada correspondem aos anos iniciais de trabalho destas empresas no Brasil, e por conta da extensão territorial do país, além da diferença no desenvolvimento econômico e tecnológico, a entrada dos aplicativos em regiões diferentes tiveram datas diferentes. Contudo, a participação nos aplicativos de delivery não foi restringida por Cep, tornando os dados sobre o período de entrada dos aplicativos em cada município incertos. Dessa forma, será utilizada como data do evento para todos os municípios, o ano de entrada dos aplicativos no país, sem diferenciação. Com isso, utilizamos três variáveis dummies diferentes, referentes aos municípios que possuem estabelecimentos atuantes nos três principais aplicativos: o Ifood, o UberEats e a Rappi.

Inicialmente, para a análise de diferenças em diferenças, as tendências dos grupos de tratamento e de controle, devem ser paralelas, demonstrando que em geral, os municípios apresentavam tendências de crescimentos semelhantes nas variáveis estudadas antes do evento. Partindo disso, ao analisar os dados após o evento, podemos observar se as tendências se mantem paralelas, ou se o evento teve algum efeito sobre a curva de tratamento.

Podemos observar que as tendências entre as curvas de tratamento e de controle são diferentes antes do evento, um resultado esperado quando analisamos os municípios presentes em cada grupo. Os maiores municípios nas principais variáveis socioeconômicas do país, estão presentes no grupo de tratamento, dado que a integração dos serviços de delivery se iniciaram por estes locais. Enquanto os municípios com as piores estatísticas socioeconômicas no Brasil, estarão muito provavelmente dentro do grupo de controle.

Para adequar os dados ao modelo de diferenças em diferenças, foi utilizado o propensity score, introduzido por Rosenbaum e Rubin (1983), que procura dar pesos diferentes à dados que são mais relevantes ao problema. O objetivo do propensity score é encontrar a probabilidade de determinado município fazer parte do grupo de tratamento, ou seja, possui os serviços de determinado aplicativo de delivery, a partir de diversas variáveis relacionadas à variável resposta.

Por conta da grande diferença socioeconômica entre os municípios brasileiros, a variável de tratamento acaba se tornando não aleatória, por ser afetada por diversos outros indicadores que não estão presentes na regressão. Por isso, o propensity score para a variável de tratamento, será construído a partir de dados do censo do IBGE de 2010, que trazem informações relevantes sobre o cenário socioeconômico de cada município, como o PIB, a Região, a população e o porte do Município. Além disso, será utilizado os dados da variável resposta até um ano do tratamento para estabelecer os pesos para cada observação.

A partir destes dados, podemos criar uma variável com o peso de cada observação. Todas as observações de municípios com Ifood, receberão peso 1, enquanto as observações restantes receberam peso entre 0 e 1, de acordo com a probabilidade deste município possuir Ifood, de acordo com suas características socioeconômicas, de forma que aquele que possuem características socioeconômicas destoantes dos municípios que possuem Ifood vão ter pesos mais próximos de 0, enquanto os municípios que possuem características mais próximas dos municípios que possuem Ifood, terão pesos mais próximos de 1.

Com o propensity score pronto, podemos realizar a regressão com pesos a seguir, para averiguar as possíveis mudanças nas trajetórias do mercado alimentício dos municípios, dada a introdução dos aplicativos de delivery:

$$Y_{imt} = \Omega + \alpha_m + \beta_t + \gamma * Ent_{mt} + \varepsilon_{mt} \quad (1)$$

Nesta equação base, temos Y_{imt} como variável resposta, que pode assumir diversas variáveis, dependendo do que está sendo analisado, como o número de funcionários, salário médio por município, e neste caso, o número de restaurantes por município, em que:

Y_{1mt} = número de restaurantes no município m por ano t,

Com os serviços de aplicativo de delivery



Y_{0mt} = número de restaurantes no município m por ano t,

sem os serviços de aplicativo de delivery

A seguir temos o Ω , a constante que representa o valor esperado da variável resposta no grupo de controle no período inicial, seguido de duas variáveis que representam efeitos fixos. O α é a dummy que demonstra a diferença esperada no número de restaurantes entre municípios afetados pelo evento e os de controle. A dummy β_t representa a diferença nos valores esperados entre os períodos, demonstrando o efeito no tempo esperado para os municípios de tratamento e de controle.

Por fim, observamos a variável $\gamma * Ent_{mt}$, que representa o efeito da Entrada dos aplicativos de delivery no número de restaurantes por município m e no período t, de modo que o γ é o efeito investigado e a Ent_{mt} é uma dummy binária que informa se o município possui ou não o serviço dos aplicativos de delivery.



Assumindo que as premissas de tendência paralelas, discutidas anteriormente na metodologia, foram corrigidas pelo propensity score gerado para cada variável resposta, podemos assumir que o γ da equação (1) representa a diferença entre o valor da variável resposta que realmente ocorreu, e aquele esperado pelo modelo baseando-se na tendência de crescimento prévia ao evento, no município m e período t.

Nesta equação verificamos a diferença na variação entre um município de tratamento nos anos de 2011 e 2012, que seria a variação esperada no número de restaurantes por município sem nenhum evento específico que altere a tendência deste crescimento, em relação a diferença na variação no município de São Paulo, onde ocorreu o início dos serviços do Ifood, no ano de 2011.

Seguindo este modelo como base para o cálculo das outras variáveis respostas e outros municípios afetados pela entrada de novos aplicativos de delivery, podemos verificar os impactos mais específicos de cada serviço digital, por região e períodos diferentes.



6. Resultados

6.1 Tendências de crescimento

Como observado anteriormente no trabalho, durante o referencial teórico, os grupos de tratamento e controle apresentam uma grande disparidade socioeconômicas, que podem afetar a probabilidade deste município possuir ou não os serviços dos aplicativos de delivery. Dessa forma, a análise de diferenças em diferenças não poderá ser validada, por conta da existência de diferentes tendências de crescimento das variáveis resposta, entre os grupos de controle e de tratamento.

Por conta da dimensão, ou mesmo da dispersão dos dados da RAIS, foi necessário transformar algumas variáveis para o logaritmo dessas variáveis mais um, para evitar a perda dos dados de municípios que apresentam valor zero nestes quesitos. Essa transformação também serve para diminuir o impacto dos outliers como os maiores municípios do país, que estão em sua maioria no grupo de tratamento, e possuem características muito distantes dos outros municípios presentes em ambos os grupos.

A tabela 1 foi gerada a partir da regressão da variável resposta log do número médio de restaurantes por município, controlado pelas dummies de ano e município, que foram escondidas, e pelo efeito do ifood em cada ano. A diferença entre os municípios de controle e tratamento já existiam previamente ao evento estudado em 2011, mesmo após o controle da variável resposta pelos anos e municípios, ainda existiam diferenças estatisticamente relevantes nos anos de 2006 a 2008. Apesar disso, no ano de 2009 a diferença entre os grupos aparenta ser nula, efeito que em parte se dá pela escolha do uso do ano prévio ao evento como período absorvido pela regressão no coeficiente. Por conta dessa diferença prévia, existente entre os municípios dos dois grupos, são necessários o tratamento dos dados, para apresentarem tendências semelhantes antes do evento.

Tabela 1 – regressão de tendências paralelas, para o log do número médio de estabelecimentos.

l_rest_estab	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
ifood_2006	-.0580794	.0130782	-4.44	0.000	-.083718	-.0324408
ifood_2007	-.0442813	.0119547	-3.70	0.000	-.0677176	-.0208451
ifood_2008	-.0286731	.0107387	-2.67	0.008	-.0497254	-.0076208
ifood_2009	-.0017744	.0085993	-0.21	0.837	-.0186327	.0150838
ifood_2011	.0252313	.0087578	2.88	0.004	.0080625	.0424001
ifood_2012	.0215027	.010121	2.11	0.035	.001487	.0415185
ifood_2013	.0530137	.0114021	4.65	0.000	.030661	.0753665
ifood_2014	.0831754	.0122675	6.78	0.000	.0591261	.1072247
ifood_2015	.0830128	.0130426	6.36	0.000	.0574439	.1085817
ifood_2016	.0971461	.0133985	7.25	0.000	.0708795	.1234127
ifood_2017	.0944262	.0138619	6.81	0.000	.0672511	.1216012
ifood_2018	.1273678	.0145778	8.74	0.000	.0987893	.1559462
ifood_2019	.1371281	.0148671	9.22	0.000	.1079825	.1662738
_cons	1.436299	.0072816	197.25	0.000	1.422024	1.450574

Fonte: Ide (2021)

Seguindo a mesma lógica para as outras variáveis respostas, vemos que o log do número de funcionários por município também apresenta valores significantes para as diferenças entre os municípios que possuem Ifood e aqueles que não possuem nos anos anteriores ao evento.

Tabela 2 – regressão de tendências paralelas para o número de log funcionários por município.

l_func	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
ifood_2006	-.2308689	.0238524	-9.68	0.000	-.2776294	-.1841084
ifood_2007	-.1642917	.0218092	-7.53	0.000	-.2070467	-.1215366
ifood_2008	-.0802105	.0197854	-4.05	0.000	-.1189981	-.0414229
ifood_2009	-.06529	.0146894	-4.44	0.000	-.0940872	-.0364928
ifood_2011	.0352798	.0153846	2.29	0.022	.0051195	.06544
ifood_2012	.0516157	.0187633	2.75	0.006	.0148319	.0883994
ifood_2013	.0875241	.0217266	4.03	0.000	.044931	.1301173
ifood_2014	.1169593	.0225662	5.18	0.000	.0727202	.1611984
ifood_2015	.0986355	.0236004	4.18	0.000	.052369	.1449021
ifood_2016	.0799989	.0237634	3.37	0.001	.0334127	.1265851
ifood_2017	.0736664	.0249082	2.96	0.003	.024836	.1224968
ifood_2018	.0977031	.0264066	3.70	0.000	.0459352	.149471
ifood_2019	.0959927	.0270809	3.54	0.000	.042903	.1490824
_cons	1.666119	.0122061	136.50	0.000	1.64219	1.690048

Fonte: Ide (2021)

Tabela 3 – regressão de tendências paralelas para o número de log funcionários por restaurante por município.

l_func_rest	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
ifood_2006	-.0829974	.0153432	-5.41	0.000	-.1130764	-.0529185
ifood_2007	-.051933	.0142587	-3.64	0.000	-.079886	-.02398
ifood_2008	-.0198196	.013499	-1.47	0.142	-.0462832	.006644
ifood_2009	-.0389481	.0100746	-3.87	0.000	-.0586984	-.0191978
ifood_2011	.003216	.0108699	0.30	0.767	-.0180936	.0245255
ifood_2012	.0119664	.0135088	0.89	0.376	-.0145164	.0384492
ifood_2013	.0095353	.0150225	0.63	0.526	-.019915	.0389856
ifood_2014	.0085368	.0155151	0.55	0.582	-.0218792	.0389527
ifood_2015	-.0153735	.015639	-0.98	0.326	-.0460324	.0152853
ifood_2016	-.0350093	.015938	-2.20	0.028	-.0662545	-.0037642
ifood_2017	-.0445891	.0171146	-2.61	0.009	-.0781407	-.0110375
ifood_2018	-.049067	.0178374	-2.75	0.006	-.0840357	-.0140983
ifood_2019	-.0358606	.0182559	-1.96	0.050	-.0716496	-.0000716
_cons	.6757202	.0083178	81.24	0.000	.6594139	.6920265

Fonte: Ide (2021)

Tabela 4 – regressão de tendências paralelas para o salário médio dos funcionários de restaurantes por município.

restaurant~m	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
ifood_2006	-81.69876	8.55394	-9.55	0.000	-98.46801	-64.92951
ifood_2007	-67.89381	7.51933	-9.03	0.000	-82.6348	-53.15282
ifood_2008	-53.6146	7.930004	-6.76	0.000	-69.16068	-38.06852
ifood_2009	-31.99005	6.991645	-4.58	0.000	-45.69656	-18.28354
ifood_2011	9.651077	6.960131	1.39	0.166	-3.993651	23.29581
ifood_2012	35.46504	8.051296	4.40	0.000	19.68117	51.2489
ifood_2013	63.02716	9.282769	6.79	0.000	44.8291	81.22522
ifood_2014	95.62373	10.4507	9.15	0.000	75.13604	116.1114
ifood_2015	120.0768	10.42431	11.52	0.000	99.64086	140.5128
ifood_2016	173.7943	11.35062	15.31	0.000	151.5424	196.0462
ifood_2017	204.3676	12.2347	16.70	0.000	180.3825	228.3526
ifood_2018	208.4754	14.53227	14.35	0.000	179.9861	236.9647
ifood_2019	213.7215	13.44543	15.90	0.000	187.3629	240.0801
_cons	252.4777	4.60245	54.86	0.000	243.455	261.5004

Fonte: Ide (2021)

Esse efeito também será encontrado quando a regressão é feita para as duas últimas variáveis respostas, log número de funcionarios por restaurantes e para o salário médio dos trabalhadores de restaurantes por município. O único valor que aparenta ter resultado nulo para a diferença entre crescimentos das variáveis respostas por ano, é o ano de 2008 na variável log funcionarios por restaurante, mas mesmo assim, é necessário tratar os dados de todas as variáveis respostas para se enquadrar no padrão da metodologia das diferenças em diferenças.

Tabela 5 – regressão de tendências paralelas com pesos para o número de log funcionários por restaurante

l_func	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
ifood_2006	.0172993	.0383746	0.45	0.652	-.057931	.0925295
ifood_2007	.0235665	.0336201	0.70	0.483	-.042343	.0894759
ifood_2008	-.0156273	.0229831	-0.68	0.497	-.0606837	.0294291
ifood_2009	-.001883	.0207174	-0.09	0.928	-.0424978	.0387318
ifood_pos2011	.2148075	.0276534	7.77	0.000	.1605954	.2690197
_cons	2.925964	.0324022	90.30	0.000	2.862443	2.989486

Fonte: Ide (2021)

Tabela 6 – regressão de tendências paralelas para o salário médio

l_func_rest	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
ifood_2006	-.0069485	.0512926	-0.14	0.892	-.1075034	.0936063
ifood_2007	.0069966	.0444109	0.16	0.875	-.0800672	.0940604
ifood_2008	-.028164	.0296465	-0.95	0.342	-.0862834	.0299554
ifood_2009	.0192275	.0415561	0.46	0.644	-.0622398	.1006948
ifood_pos2011	.2397035	.0369716	6.48	0.000	.1672237	.3121833
_cons	1.407714	.0496283	28.37	0.000	1.310422	1.505006

Fonte: Ide (2021)

Tabela 7 – regressão de tendências paralelas para o salário médio

restaurante~m	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
ifood_2006	5.83415	14.24727	0.41	0.682	-22.09661	33.76491
ifood_2007	-1.295276	10.59585	-0.12	0.903	-22.06769	19.47714
ifood_2008	.3081338	12.03943	0.03	0.980	-23.29431	23.91058
ifood_2009	-2.87911	9.774005	-0.29	0.768	-22.04035	16.28213
ifood_pos2011	35.50672	38.18958	0.93	0.353	-39.36124	110.3747
_cons	366.4412	19.97148	18.35	0.000	327.2886	405.5939

Fonte: Ide (2021)

Tabela 8 – regressão de tendências paralelas com pesos, para o número de log restaurantes por município.

l_rest_estab	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
ifood_2007	.0102785	.0116982	0.88	0.380	-.012655	.0332119
ifood_2008	.0166932	.017053	0.98	0.328	-.0167381	.0501245
ifood_2009	.0110929	.0136156	0.81	0.415	-.0155996	.0377853
ifood_2010	.0257352	.0191815	1.34	0.180	-.0118687	.0633391
ifood_pos2011	.0665669	.0580524	1.15	0.252	-.0472407	.1803745
_cons	2.382113	.0160507	148.41	0.000	2.350647	2.413579

Fonte: Ide (2021)

As tabelas (5), (6), (7) e (8), foram obtidas a partir das regressões das variáveis respostas pelo controle de ano e município, além das variáveis que representam as diferenças entre os municípios de tratamento e controle de 2006 a 2010 e a variável que capta o efeito do ifood após o evento, com os devidos pesos para cada município do grupo de controle, gerados com o propensity score. Ao observar os resultados das tabelas, encontramos que as diferenças nos crescimentos das variáveis respostas entre os municípios de controle e tratamento foram anuladas nos anos anteriores ao evento, pela utilização do propensity score.

Após a criação do propensity score, baseado nas informações socioeconômicas de cada município brasileiro, foi feita a regressão das diferenças em diferenças com pesos, em

que cada observação do grupo de tratamento tinha peso 1, enquanto as observações do grupo de controle tinham peso equivalente ao valor encontrado no propensity score. A regressão feita é composta pelas variáveis respostas, as dummies de cada ano e de cada município, e a variável de interesse ifood_pos2011, uma interação entre a dummy ifood e uma dummy com valor 1 para todas as observações após o evento analisado. A dummy de município teve seu resultado absorvido por conta da grande quantidade de municípios no país.

6.2 Estabelecimentos

A variável número médio de log estabelecimentos por município após a regressão de diferenças em diferenças apresentou os resultados da tabela (9).

Tabela 9 – regressão de diferenças em diferenças para o número de log estabelecimentos

<code>l_rest_estab</code>	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
<code>ifood_pos2011</code>	.0538278	.0637808	0.84	0.399	-.07121	.1788657
<code>_cons</code>	2.382136	.0155338	153.35	0.000	2.351684	2.412589

Fonte: Ide (2021)

O resultado demonstra que após a introdução do Ifood nos municípios que possuem seus serviços, o número de estabelecimentos cresceu de forma semelhante à tendência do crescimento dessa variável nos municípios de controle, isso porque o coeficiente relacionado ao efeito de diferenças em diferenças apresenta um valor insignificante, como observado pelo p-valor de 0,399.

Este movimento engloba diversos fatores para direções opostas, que levam ao crescimento consistente e semelhante para ambos os grupos. Inicialmente temos o efeito de canibalização da demanda de Collison (2020), que anteriormente existiam apenas os restaurantes físicos, e agora com os aplicativos de delivery, os modelos de negócio estão sendo transformados pelos estabelecimentos híbridos e aqueles que apenas atuam no mercado digital. Dessa forma, ao passo que novos estabelecimentos surgem, aqueles que não se adaptam acabam perdendo espaço. Este efeito tende a afetar principalmente os maiores

municípios, que estão presentes no grupo de tratamento, gerando efeitos ambíguos quanto a crescimentos nas tendências de crescimento.

Outro movimento que explica o efeito observado para o número de estabelecimentos, é a expansão da competição, explicada por Duch-Brown et al. (2017), dado que os restaurantes que antes competiam apenas com seus vizinhos, agora competem com produtos provenientes de qualquer lugar da cidade, e até produtos provenientes de outras cidades. Esse aumento na competição gera uma queda nos preços, favorecendo os locais que possuem custos menores, como as ghost kitchens, e grandes empresas do ramo, como os grandes restaurantes de Fast Food.

Por fim, ao observar o efeito nas pequenas cidades, que são a maioria em ambos os grupos, temos efeitos nulos, ou muito pequenos nestes municípios, apenas adotando o serviço como uma forma de expandir seus serviços, não necessariamente tendo um efeito direto no número de novos estabelecimentos por conta dos altos custos fixos atrelados à criação de um novo negócio. Por isso, existe uma aparente possibilidade de expansão gerada pelo aumento de demanda proveniente da adoção dos usos de aplicativos de delivery nas pequenas cidades, caso seja utilizado modelos de negócio adequados para a situação.

6.3 Funcionários

Analisando o efeito sobre o número médio de funcionários por estabelecimento em cada município, observamos que o valor médio esperado para esta variável no período inicial de 2006 é de cerca de 4 funcionários por estabelecimento. Analisando a tabela (10), observamos que após o controle por município e ano, o efeito da entrada do Ifood dos municípios de tratamento é positivo, aumentando o número de funcionários por restaurante num ritmo maior que os restaurantes do município de controle em cerca de 1 funcionário a cada 4 anos.

Por um lado, temos a redução da necessidade de alguns funcionários que antes eram vitais para os modelos de negócios tradicionais, como os garçons, e até a necessidade da contratação de entregadores de comida próprios para cada restaurante. Mas o aumento na demanda gerada pelos aplicativos de delivery, causou um impacto no número de funcionários dos restaurantes. Por conta disso, o crescimento nessa variável pode ter sido amortecido por conta da mudança da nomenclatura dos contratantes de determinados funcionários, que apesar

de continuar a trabalhar em restaurantes, agora são tercerizados por organizações que não são restaurantes de acordo com a CNAE 2.0.

Tabela 10 – regressão de diferenças em diferenças para o número de log funcionários por restaurante

l_func_rest	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
ifood_pos2011	.2414623	.0462412	5.22	0.000	.1508103	.3321142
_cons	1.404614	.0288636	48.66	0.000	1.348029	1.461199

Fonte: Ide (2021)

Ao olhar para o efeito de diferença em diferenças entre os municípios tratados e de controle para a variável número médio de funcionários de restaurantes por município na tabela (11), encontramos que é esperado que este valor seja maior para as cidades do grupo de tratamento, como era esperado, dada as duas regressões anteriores. O número médio esperado para funcionários de restaurantes por município é de cerca de 17 funcionários.

Este número aparenta estar crescendo de forma crescente em ambos os grupos, mas a tendência de crescimento ainda é maior entre o grupo de tratamento, apesar do crescimento no número de estabelecimentos se manter semelhante entre os dois grupos. Isso se dá novamente pelo aumento no alcance dos serviços prestados pelos restaurantes que utilizam as plataformas de entrega, permitindo uma maior conexão entre cliente e estabelecimento.

Tabela 11 – regressão de diferenças em diferenças para o número de log funcionários por município.

l_func	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
ifood_pos2011	.2101523	.029133	7.21	0.000	.1530394	.2672652
_cons	2.935486	.0171169	171.50	0.000	2.90193	2.969042

Fonte: Ide (2021)

6.4 Salário Médio

Observando os resultados da regressão de diferenças em diferenças para a variável salário médio por município, vemos que o salário médio tem como valor base de R\$369,69 no período inicial de 2006, valor um pouco acima do salário-mínimo de R\$350,00 no ano de 2006. Cada ano a seguir, teve um impacto positivo e cada vez maior, chegando ao ano de 2019, com o salário médio para um trabalhador de restaurante do grupo de controle no valor de R\$1121,45, um valor um pouco mais distante do salário-mínimo daquele período de R\$998,00.

Em relação à diferença no efeito entre os municípios tratados e de controle, encontramos um efeito positivo de R\$35,12 no salário médio para trabalhadores de restaurantes, efeito esperado pela maior demanda por trabalhadores para suprir o aumento na demanda por alimentos produzidos em restaurantes, decorrente da integração do Ifood.

Tabela 12– regressão de diferenças em diferenças para o salário médio

restaurante~m	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
ifood_pos2011	35.11659	41.93708	0.84	0.000	27.66425	44.07534
_cons	369.6932	14.27813	25.89	0.000	341.7019	397.6844

Fonte: Ide (2021)

O crescimento no número médio de funcionários por estabelecimento superior no grupo de tratamento em relação ao grupo de controle, aliado com a alteração dos tipos de funcionários necessários para os novos modelos de negócio, movimento que exclui alguns funcionários de menor renda, como os entregadores e garçons, e inclui funcionários de maior custo, como novos cozinheiros especializados, gera um pressão salarial positiva, gerando crescimentos salariais maiores nos municípios com os aplicativos de delivery.

6.5 Efeito substituição entre tipos de mercados

O efeito do Ifood e dos aplicativos de delivery não recai apenas sobre os consumidores e produtores diretamente envolvidos com os serviços prestados, outros agente da economia com os mercados e outros fornecedores também podem ser afetados pelas substituições que acabam acontecendo entre as famílias compravam seus produtos para prepararem suas refeições, e agora pedem parte de suas refeições de restaurantes que compram produtos em escalas muito maiores possivelmente em outros tipos de estabelecimento.

Para realizar essa análise, precisamos realizar os mesmo procedimentos para tratar os dados para se adequarem à metodologia de diferenças em diferenças.

Tabela 13– regressão de tendências paralelas para o número de log mercados por município.

l_merc	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
ifood_2006	.0533587	.0119762	4.46	0.000	.0298805	.076837
ifood_2007	.0306031	.0102171	3.00	0.003	.0105733	.0506329
ifood_2008	.0308012	.0090458	3.41	0.001	.0130677	.0485346
ifood_2009	.0150078	.0073576	2.04	0.041	.000584	.0294317
ifood_2011	-.0027017	.0073438	-0.37	0.713	-.0170986	.0116953
ifood_2012	-.0071586	.0082994	-0.86	0.388	-.0234289	.0091118
ifood_2013	-.0141837	.0092792	-1.53	0.126	-.0323748	.0040074
ifood_2014	-.0126403	.00981	-1.29	0.198	-.0318719	.0065912
ifood_2015	-.0226656	.0102991	-2.20	0.028	-.042856	-.0024751
ifood_2016	-.0306697	.0112724	-2.72	0.007	-.0527683	-.008571
ifood_2017	-.0478045	.0118893	-4.02	0.000	-.0711125	-.0244965
ifood_2018	-.0606043	.0125799	-4.82	0.000	-.0852661	-.0359426
ifood_2019	-.0683247	.0133381	-5.12	0.000	-.0944729	-.0421764
_cons	2.999142	.0076344	392.84	0.000	2.984176	3.014109

Fonte: Ide (2021)

Tabela 14– regressão de tendências paralelas para o número de log supermercados por município.

supermercado	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
ifood_2006	-.0019294	.0142933	-0.13	0.893	-.0299502	.0260914
ifood_2007	-.0010692	.0128447	-0.08	0.934	-.02625	.0241116
ifood_2008	-.0066665	.0115534	-0.58	0.564	-.0293159	.0159829
ifood_2009	-.0030561	.0096834	-0.32	0.752	-.0220394	.0159273
ifood_2011	-.014954	.0089883	-1.66	0.096	-.0325747	.0026667
ifood_2012	-.0026327	.0108293	-0.24	0.808	-.0238625	.0185971
ifood_2013	.0021857	.0119889	0.18	0.855	-.0213174	.0256889
ifood_2014	-.0064593	.0127025	-0.51	0.611	-.0313614	.0184428
ifood_2015	-.0047805	.0129901	-0.37	0.713	-.0302464	.0206855
ifood_2016	-.0022708	.0135166	-0.17	0.867	-.028769	.0242274
ifood_2017	-.0064147	.0138939	-0.46	0.644	-.0336524	.020823
ifood_2018	-.029335	.014569	-2.01	0.044	-.0578964	-.0007737
ifood_2019	-.0050988	.0149094	-0.34	0.732	-.0343274	.0241298
_cons	1.196549	.0079547	150.42	0.000	1.180955	1.212144

Fonte: Ide (2021)

Tabela 15– regressão de tendências paralelas para o log hipermercados por município.

l_hiper	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
ifood_2006	.17301	.0194725	8.88	0.000	.1348358	.2111842
ifood_2007	.1400088	.0171308	8.17	0.000	.1064253	.1735922
ifood_2008	.0767847	.0155113	4.95	0.000	.0463762	.1071933
ifood_2009	.0793311	.0136997	5.79	0.000	.0524741	.1061881
ifood_2011	-.0063594	.01324	-0.48	0.631	-.0323152	.0195963
ifood_2012	-.0620606	.0147911	-4.20	0.000	-.0910572	-.0330639
ifood_2013	-.0717936	.0154157	-4.66	0.000	-.1020147	-.0415726
ifood_2014	-.1116967	.0165815	-6.74	0.000	-.1442033	-.0791901
ifood_2015	-.1188281	.016608	-7.15	0.000	-.1513866	-.0862697
ifood_2016	-.141226	.0167815	-8.42	0.000	-.1741247	-.1083273
ifood_2017	-.1593988	.0174219	-9.15	0.000	-.193553	-.1252447
ifood_2018	-.1753157	.0183371	-9.56	0.000	-.2112639	-.1393675
ifood_2019	-.2316194	.018874	-12.27	0.000	-.2686203	-.1946186
_cons	.8101241	.0092179	87.89	0.000	.7920533	.8281949

Fonte: Ide (2021)

As regressões feitas para gerar as tabelas (13), (14) e (15) foram semelhantes às feitas para as variáveis anteriores. Como variável respostas temos o número de log mercados por município, supermercados por município e log hipermercados por município. Como regressores temos o controle por anos, de 2006 a 2019, por municípios e a interação entre todos os anos com os municípios que possuem os serviços do Ifood. As variáveis log mercado por município e log hipermercado por município apresentaram valores significantes para as diferenças apresentadas nas tendências de crescimento anteriores ao evento, como podemos observar nas tabelas (13) e (15), e por isso necessitam do tratamento via propensity score.

A variável log supermercados por município apresenta tendência semelhante no crescimento desta variável nos períodos anteriores ao evento, após controlar seus efeitos por município e por ano. Por conta disso, podemos realizar o cálculo de diferenças em diferenças, sem a necessidade de tratar essa variável em específico.

Tabela 16– Regressão de tendências paralelas com pesos para no log número de mercado por município.

l_merc	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
ifood_2006	-.0021315	.0199878	-0.11	0.915	-.0413159	.0370529
ifood_2007	-.0079798	.0211275	-0.38	0.706	-.0493984	.0334388
ifood_2008	.0032858	.0136656	0.24	0.810	-.0235045	.030076
ifood_2009	-.0045911	.0082395	-0.56	0.577	-.020744	.0115618
ifood_pos2011	.0723448	.0187975	3.85	0.000	.0354939	.1091958
_cons	3.958649	.0204983	193.12	0.000	3.918464	3.998834

Fonte: Ide (2021)

Tabela 17– Regressão de tendências paralelas com pesos para o log número de hipermercados por município.

l_hiper	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
ifood_2006	.0437621	.0279506	1.57	0.117	-.0110328	.0985569
ifood_2007	.0162817	.0234631	0.69	0.488	-.0297158	.0622792
ifood_2008	.0062085	.0209319	0.30	0.767	-.0348268	.0472438
ifood_2009	.0143663	.0162502	0.88	0.377	-.0174907	.0462234
ifood_pos2011	.0865571	.0248166	3.49	0.000	.0379063	.135208
_cons	1.410885	.0203119	69.46	0.000	1.371065	1.450704

Fonte: Ide (2021)

Analisando as tabelas (16) e (17), podemos observar como o tratamento das variáveis log mercado por município e log hipermercado por município tornou as tendências de crescimento prévias ao evento iguais para os grupos de controle e tratamento.

Tabela 18– regressão de diferenças em diferenças para o número de log mercados por município.

<code>l_merc</code>	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
<code>ifood_pos2011</code>	<code>-.0552863</code>	<code>.0093648</code>	<code>-5.90</code>	<code>0.000</code>	<code>-.0736453</code>	<code>-.0369273</code>
<code>_cons</code>	<code>3.017058</code>	<code>.0055065</code>	<code>547.91</code>	<code>0.000</code>	<code>3.006263</code>	<code>3.027853</code>

Fonte: Ide (2021)

Tabela 19– regressão de diferenças em diferenças para o log supermercados por município.

<code>supermercado~b</code>	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
<code>ifood_pos2011</code>	<code>.0427232</code>	<code>.0167664</code>	<code>2.55</code>	<code>0.011</code>	<code>.0098538</code>	<code>.0755927</code>
<code>_cons</code>	<code>1.932599</code>	<code>.0096565</code>	<code>200.14</code>	<code>0.000</code>	<code>1.913668</code>	<code>1.95153</code>

Fonte: Ide (2021)

Tabela 20– regressão de diferenças em diferenças para o log hipermercados por município.

<code>l_hiper</code>	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
<code>ifood_pos2011</code>	<code>.0705171</code>	<code>.0231972</code>	<code>3.04</code>	<code>0.002</code>	<code>.025041</code>	<code>.1159932</code>
<code>_cons</code>	<code>1.433289</code>	<code>.0118498</code>	<code>120.95</code>	<code>0.000</code>	<code>1.410058</code>	<code>1.45652</code>

Fonte: Ide (2021)

Após as devidas transformações e tratamentos dos dados, podemos realizar a regressão de diferenças em diferenças para observar os reais efeitos nos estabelecimentos fornecedores de produtores alimentícios, após a entrada do Ifood nos municípios brasileiros. As tabelas (18), (19) e (20) apresentam os resultados das diferenças em diferenças encontradas entre os logs estabelecimentos de cada tipo de mercado. Essa regressão, como as anteriores, é controlada por tempo e por municípios, para encontrar o efeito médio anual no log estabelecimentos após o evento.

Os mercados são os estabelecimentos que possuem mais estabelecimentos por município em ambos os grupos. O efeito após a criação do Ifood foi um aumento maior no número de mercados nos municípios do grupo de controle, resultado que pode ser atribuído ao efeito substituição que ocorre para os consumidores dos serviços dos aplicativos de delivery, que antes cozinham suas próprias refeições, comprando seus alimentos em pequenos mercados, e agora compram de restaurantes, que compram seus alimentos em grandes estabelecimentos para reduzir os custos das compras em maiores escalas.

Os supermercados e hipermercados tiveram um efeito contrário ao dos mercados, crescendo em níveis maiores nos municípios que tem os serviços dos aplicativos de delivery. Apesar das variações serem em pequenas intensidades, como os grupos apresentam uma grande maioria de cidades definidas como pequenas, variações positivas para estes municípios, mesmo que em pequenas escalas, podem ter um grande impacto positivo econômico. Novamente, este movimento positivo para o número de supermercados e hipermercados pode ser atribuído à este efeito de substituição encontrados entre refeições preparadas em casa, por refeições preparadas em restaurantes.

Outro efeito que pode estar ocorrendo possivelmente, é a alteração nos fornecedores dos restaurantes que já existiam previamente, juntamente com a escolha dos fornecedores dos novos restaurantes que foram criados após o evento. Por conta do aumento na competição entre os restaurantes, depois da entrada dos aplicativos de delivery nas cidades, os preços por pedidos acabaram sendo afetados, efeito abordado por Dolfen et al. (2021), que percebeu que os consumidores tiveram um aumento no seu poder de compra, após a revolução digital do e-commerce. Para compensar essa redução nos ganhos dos produtores, a procura por matérias primas mais baratas foi necessária, sendo um exemplo, comprar em largas escalas em estabelecimentos maiores.



7. Conclusão

Os aplicativos de delivery revolucionaram o mercado de alimentos como um todo, afetando desde os consumidores e produtores, até os fornecedores e funcionários que pareciam vitais para que os estabelecimentos funcionassem. Estes impactos são visíveis nas grandes cidades, com o aumento no número de estabelecimentos, mudança nos modelos de negócio para se adequar a esse novo período, e a mudança mais visível, é o aumento no número de entregadores de comida, marcados pelas mochilas de entrega com os logos dos principais aplicativos de delivery.

O efeito do aplicativo Ifood, que lidera o setor em todas as estatísticas, fica claro ao observar o aumento no número médio de pedidos por mês, desde o ano de 2011, partindo de cerca de 13 mil pedidos por mês, em agosto de 2011, alcançando o valor de 20 milhões de pedidos em agosto de 2019. Este aplicativo possui cerca de 75% do mercado de aplicativos de delivery, e vem dominando o mercado, se fundindo com algumas de suas competidoras, como o SpoonRocket e a Rapiddo.

Analisando os dados da RAIS, entre 2006 e 2019, tendo o ano de 2011 como a data de ocorrência do evento, que foi o início dos serviços do Ifood, encontramos resultados, para algumas das principais variáveis ligadas aos mercados de alimentos, que demonstram movimentos diferentes neste mercado para municípios que possuem os serviços deste aplicativo, em relação àqueles que não possuem. Essas diferenças podem ser atribuídas a entrada do Ifood nestas cidades.

Até mesmo o número de restaurantes que não apresentou resultados significantes para a diferença no crescimento entre os municípios de controle e tratamento, teve alterações na sua estrutura que não pode ser captada através de números. A criação de modelos de negócios mais adequados para se enquadrar à revolução digital do e-commerce, como as ghost kitchens, vem alterando a forma tradicional de oferecer os serviços dos restaurantes. Aqueles que já estavam no mercado antes dos serviços dos aplicativos de delivery estarem disponíveis, estão tendo que se adaptar à nova realidade do negócio, alterando o serviço para um modelo híbrido de vendas físicas e por entrega, ou mesmo mantendo apenas os serviços físicos, mas se adequando à nova realidade de competição.

Os funcionários estão entre os agentes mais afetados, partindo dos efeitos causados pela alteração nos modelos de negócio, necessitando de uma composição diferentes de funcionários. De qualquer forma, estes agentes viram um aumento na sua necessidade superior nos municípios com Ifood, do que naqueles sem, tendo um aumento maior no número de funcionários por município e no número de funcionários por estabelecimentos. Este segundo valor pode estar atrelado à captação de uma maior demanda por restaurantes após a introdução do Ifood, que gerou a necessidade de um aumento no número de funcionários por restaurante para suprir essa nova demanda. Esse efeito gera um aumento na demanda por funcionários, e assim um aumento em seus salários maior nas cidades que tem Ifood.

O impacto sobre os fornecedores, não são provenientes de um aumento na demanda por seus produtos, apenas uma alteração no agente que demandava e em que tipo de estabelecimento era comprado. Ao substituir a compra dos alimentos para a produção de sua própria refeição, para a compra da refeição preparada em restaurantes, temos que os restaurantes tomam parte da demanda dos mercados em geral, que anteriormente eram de indivíduos. Dessa forma, há uma alteração no tipo de estabelecimento que as compras são feitas, com intuito da redução de custos ao realizar essa compra em quantidades superiores. Com isso, o número de mercados tende a crescer mais em municípios sem Ifood, enquanto o número de supermercados e hipermercados tendem a crescer mais nos municípios com Ifood.

Por fim, o mercado alimentício foi completamente alterado e revolucionado pelas novas tecnologias, reduzindo a distâncias entre o consumidor e os produtores. Esses serviços vem tomando cada vez mais espaço dentro do setor de alimentação como um todo, inclusive em períodos de crise do covid-19, e dessa forma, as mudanças observadas neste trabalho muito provavelmente continuarão sendo observadas no futuro, e com o aumento na quantidade e na qualidade dos dados, poderemos encontrar resultados mais conclusivos em relação aos impactos dos aplicativos de delivery, e assim, encontrar possibilidades de expandir o mercado de forma mais eficiente.

Referências Bibliográficas

1. COLLISON, Jack. **The Impact of Online Food Delivery Services on Restaurant Sales**. Department of Economics, Stanford University, Spring 2020. Disponível em: <https://web.stanford.edu/~leinav/teaching/Collison.pdf>
2. PIGATTO, G. et al. 2017. “Have you chosen your request? Analysis of online food delivery companies in Brazil,” **British Food Journal**, Vol. 119 Issue: 3, pp.639-657. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/BFJ-05-2016-0207>
3. DUCH-BROWN, N., et al. 2017. “The impact of online sales on consumers and firms. Evidence from consumer electronics,” **International Journal of Industrial Organization** 52, 30-62 p.
4. HORTAÇSU, Ali, SYVERSON, Chad. The Ongoing Evolution of US Retail:
5. A Format Tug-of-War. **Journal of Economic Perspective**. Volume 29, Number 4, 89–112 p.
6. PAUWELS, Koen, A. NESLIN, Scott. “Building with Bricks and Mortar: The Revenue Impact of Opening Physical Stores in a Multichannel Environment”. Dec, 2011. Disponível em: http://tuck-fac-cen.dartmouth.edu/images/uploads/faculty/scott-neslin/building_bricks_mortar_120811.pdf
7. DELEERSNYDER, Barbara, et al. 2002. “How Cannibalistic is the internet channel?”. Erasmus Research Institute of Management. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/4781171>
8. BHATNAGAR, A., RATCHFORD, B. T. (2004), “A Model of Retail Format Competition for NonDurable Goods,” **International Journal of Research in Marketing**, 21 (1), 39-59 p.
9. M. MONTOYA-WEISS, Mitzi, B. VOSS, Glenn e GREWAL, Dhruv. 2003. “Determinants of Online Channel Use and Overall Satisfaction With a

- Relational, Multichannel Service Provider”. **Journal of the Academy of Marketing Science**. Volume 31, No. 4, 448-458 p.
10. Angrist & Jörn-Steffen Pischke, 2009. "**Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion**," **Economics Books**, Princeton University Press, edition 1, number 8769.
 11. Dolfen et al. “Assessing the Gains from E-Commerce”. Fev. 2021. ” National Bureau of Economic Research Working Paper No. 25610. Disponível em:
<https://www.nber.org/papers/w25610>
 12. PIMENTEL, Samuel. Pediu, chegou. O crescimento do mercado dos apps de delivery. *Jornal O Povo*, 06 de Jan. 2019. Disponível em:
<https://www.opovo.com.br/jornal/dom/2019/01/pediu-chegou-o-crescimento-do-mercado-dos-apps-de-delivery.html>
 13. RAMIRES, Ana R. Do celular à mesa: como os apps de delivery transformam o mercado de bares e restaurantes. **O Povo Mais**, 23 de Mar. 2021. Disponível em:
<https://mais.opovo.com.br/jornal/economia/2020/01/28/do-celular-a-mesa--como-os-apps-de-delivery-transformam-o-mercado-de-bares-e-restaurantes.html>
 14. FIESP. **Food Brasil Trends 2020**. São Paulo 2010. Disponível em:
<https://alimentosprocessados.com.br/arquivos/Consumo-tendencias-e-inovacoes/Brasil-Food-Trends-2020.pdf>
 15. ORÉFICE, Giovana. **Aplicativos de supermercado crescem e miram o pós-pandemia**. 16 de Jun. 2020. Disponível em:
<https://revistapegn.globo.com/Administracao-de-empresas/noticia/2020/06/aplicativos-de-supermercado-crescem-e-miram-o-pos-pandemia.html>

16. E-commerce Brasil. 2019. Disponível em:
<https://www.ecommercebrasil.com.br/noticias/ifood-chega-a-266-milhoes-de-pedidos-no-mes-de-novembro/>

17. Ifood. A Revolução da alimentação na Era Digital. Disponível em:
<https://revolucaodelivery.ifood.com.br/#/>

18. Delivery Much. 2018. Disponível em: <https://blog.deliverymuch.com.br/delivery-much-franquia/>

19. Delivery Much. **Delivery Much 2018: resultados e por que apostar em 2019.**
Disponível em: https://rdstation-static.s3.amazonaws.com/cms%2Ffiles%2F71410%2F1561735498delivery_much_2018_e-book.pdf?utm_campaign=transacional_d017_email_1&utm_medium=email&utm_source=RD+Station

20. Abrasel. Foodtechs: chegou a vez da tecnologia na alimentação. 19 de nov. 2019.
Disponível em: <https://abrasei.com.br/revista/mercado-e-tendencias/foodtechs-chegou-a-vez-da-tecnologia-na-alimentacao/>

21. Abrasel. Conheça as vantagens do Open Delivery para bares e restaurantes. 22 de dez. 2020. Disponível em: <https://abrasei.com.br/revista/mercado-e-tendencias/liberdade-de-escolha/>

22. CALAIS, Beatriz. **Crise do coronavírus impulsiona aplicativos de entregas no Brasil. Forbes.** 17 de Mar. 2020. Disponível em:
<https://forbes.com.br/negocios/2020/03/crise-do-coronavirus-impulsiona-aplicativos-de-entregas-no-brasil/>

23. **E-commerce Brasil**. 2019. Disponível em:
<https://www.ecommercebrasil.com.br/noticias/impulsionada-expansao-ecommerce-coronavirus/>
24. MARTINS, Tabata. “**2020: o ano das dark kitchens, ghost kitchens e/ou cloud kitchens**”. **Rede Food Service**. Jan. 2021. Disponível em:
<https://redefoodservice.com.br/2020/12/2020-o-ano-das-dark-kitchens-ghost-kitchens-e-ou-cloud-kitchens/>
25. Ifood 2021: Disponível em: <https://www.ifood.com.br/cidades-atendidas>. Acesso em setembro de 2021.
26. Rappi 2021: Disponível em: <https://www.ticket.com.br/meus-servicos/faq/rappi/cidades-de-atuacao-rappi/>. Acesso em setembro de 2021.
27. UberEats 2021: Disponível em: <https://www.ubereats.com/br/location>. Acesso em setembro de 2021.
28. Uber Eats quer se juntar ao Rappi em disputa contra o iFood no Cade. **Folha de São Paulo. São Paulo**. 2021. <https://www1.folha.uol.com.br/mercado/2021/02/uber-eats-quer-se-juntar-ao-rappi-em-disputa-contr-o-ifood-no-cade.shtml>. Acesso em setembro de 2021.