

## PANDEMIA DA COVID-19 E DIFUSÃO DA INOVAÇÃO EM PLATAFORMAS DE ENTREGAS SOB DEMANDA: UMA ANÁLISE COM MODELOS BASEADOS EM AGENTES

Adilson Giovanini<sup>1</sup>, Helberte João França Almeida<sup>2</sup>

**Resumo:** A pandemia da Covid-19 possibilitou a mudança nos hábitos dos consumidores, por outro lado, os restaurantes tiveram que aderir à realização de entregas sob demanda para minimizarem a retração nas suas receitas, ou atenderem a regulamentação imposta pelos governantes locais. Diante deste contexto, um modelo baseado em agentes é utilizado para verificar se a ocorrência da pandemia da covid-19, é capaz de gerar a difusão da tecnologia de entregas sob demanda. As simulações realizadas apontam que a pandemia altera as preferências e decisões de consumidores e restaurantes, o que possibilita a difusão da nova tecnologia, mesmo sem a presença de entusiastas. Ademais, estas mudanças de hábitos são persistentes no longo prazo, isto é, mesmo que os choques sejam de curto prazo, fim da pandemia, as alterações nos hábitos dos consumidores e restaurantes com maior presença de entregas delivery em suas rotinas diárias é permanente.

**Palavras-chave:** Covid 19; Modelos Baseados em Agentes; Difusão de Inovação.

## COVID 19 PANDEMIC AND DIFFUSION OF INNOVATION IN ON-DEMAND DELIVERY PLATFORMS: AN ANALYSIS WITH AGENT-BASED MODELS

**Abstract:** The Covid-19 pandemic possible to change consumer habits, on the other hand, restaurants had to adhere to on-demand deliveries to minimize the retraction in their revenues, or comply with regulations imposed by local governments. In this context, an agent-based model is used to verify whether the occurrence of the covid-19 pandemic is capable of generating the diffusion of on-demand delivery technology. The simulations carried out show that the pandemic alters the preferences and decisions of consumers and restaurants, which enables the diffusion of the new technology, even without the presence of enthusiasts. Furthermore, these changes in habits are persistent in the long term, that is, even if the shocks are short term, the end of the pandemic, the changes in the habits of consumers and restaurants with a greater presence of delivery delivery in their daily routines is permanent.

**Keywords:** Covid 19; Agent Based Model; Diffusion of Innovation.

**JEL:** O14; O33; O38;

---

1 Professor da Universidade do Estado de Santa Catarina.

2 Professor do Programa de Pós Graduação em Economia, PPGECO, da Universidade Federal de Santa Catarina.

## 1 Introdução

Como salientam Frenken e Schor (2019), a entrega de alimentos sob demanda, por meio de plataformas digitais, se encontra entre as atividades que apresentaram maiores taxas de expansão nos últimos anos<sup>3</sup>. Ademais, esta atividade pertence a um conjunto amplo de inovações tecnológicas introduzidas pelas tecnologias digitais as quais utilizam as tecnologias de comunicação para atender a demanda com rapidez e flexibilidade.

A pandemia da Covid-19 possibilita que consumidores modifiquem os seus hábitos de consumo. Desta forma, consumidores utilizam as plataformas digitais para comprar desde comida preparada até produtos de higiene pessoal e medicamentos. Como ressalta Belloni (2020), estabelecimentos locais – restaurantes, mercearias, supermercados, farmácia – visando reduzir o impacto da pandemia em termos de redução em suas vendas recorrem às plataformas digitais.

Neste cenário de mudanças de comportamentos de consumidores e produtores, adiciona-se à adoção de medidas de distanciamento social pelos governos locais. Assim, as plataformas digitais encontram um panorama favorável para expansão. Neste contexto, diferentes estudos buscam avaliar os efeitos da pandemia no mercado de delivery, mais precisamente, os estudos existentes até aqui foram os realizados por Belloni (2020); Hobbs (2020); Raj, Sundararajan e You (2020); e Rezende, Marcelino e Miyaji (2020), os quais se limitam a reportar o cenário favorável decorrente da pandemia e o modo como às plataformas de entrega respondem a esse cenário. Por fim, Giovanini e Almeida (2021) salientam que a presença de mecanismos de feedback positivo pode resultar em efeito permanente, implicando em utilização generalizada das plataformas digitais, caso o distanciamento social seja mantido por um número suficiente de períodos

O presente artigo visa contribuir com a literatura ao propor um modelo baseado em agentes que têm por objetivo avaliar se a pandemia da Covid-19 favorece a difusão da tecnologia de entrega sob demanda. Para tanto, realizam-se as seguintes simulações: no primeiro cenário elabora-se um modelo microeconômico, sem pandemia, e verifica as propriedades emergentes. Posteriormente, o mesmo modelo é replicado, mas acrescenta-se a ocorrência da pandemia. Em suma, os resultados obtidos apontam que a ocorrência da pandemia ocasiona uma grande adesão de consumidores e restaurantes aos aplicativos de entregas sob demanda, o que acelera a difusão de novas tecnologias, mesmo sem a presença de entusiastas. Desta forma, a pandemia faz com que consumidores e restaurantes mudem seus hábitos de consumo e essa mudança é persistente no longo prazo. Portanto, mesmo com o fim da pandemia, a maior presença de entregas delivery nas rotinas é permanente.

Cabe ressaltar que embora o modelo de entrega sob demanda elaborado seja para o mercado de restaurantes, este é aplicável para diferentes mercados e apresenta resultados

---

3 Em 2017, este mercado teve uma receita de US\$ 35,30 bilhões, avançando para US\$ 53,79 bilhões em 2019. Para o ano de 2020, com o efeito da pandemia da Covid-19, ocorreu uma elevação na receita para US\$ 80 bilhões. Por outro lado, no ano de 2017, 364,80 milhões de usuários utilizaram as plataformas de *delivery* para encomendar comida, montante que se elevou para 538,90 milhões em 2019, evidenciando uma taxa média anual de crescimento de 22%. No ano de 2020, este número chegou a mais de 1 de bilhão de usuários que utilizaram o aplicativo (Statista, 2021).

similares. Vale dizer, a ocorrência da pandemia cria um cenário favorável à difusão de plataformas digitais em diferentes áreas sujeitas à presença de efeito rede. Portanto, o modelo desenvolvido neste estudo, avança nos resultados encontrados por Giovanini e Almeida (2021), ao mostrar que a pandemia ocasiona a difusão de novas tecnologias mesmo sem a presença de entusiastas.

Além dessa introdução, o artigo encontra-se estruturado em mais três seções. A seção dois apresenta o modelo computacional baseado em agentes adotado para formalizar o processo de adesão de novas tecnologias em diferentes cenários, ausência e presença da pandemia. Na sequência, a seção três discorre sobre a implementação computacional, bem como os resultados emergentes. Por fim, a seção quatro traz as considerações finais.

## 2 Modelo microeconômico de tomada de decisão por consumidores e restaurantes

Os modelos baseado em agentes (MBA) tem ganhado relevância nas investigações e análises econômicas nos anos recentes. De acordo com De Marchi e Page (2014), as possíveis explicações pela maior utilização destes modelos são: racionalidade limitada dos agentes; heterogeneidade; e interações dinâmicas. Por sua vez, Macal e North (2006), discorrem sobre as principais características dos MBA, a saber: i) os agentes são independentes e possuem um conjunto de características e regras que governam seus comportamentos e capacidade de decisão; ii) interação com os demais agentes por meio da comunicação e capacidade para responder ao ambiente; iii) flexibilidade, isto é, os agentes aprendem e adaptam seu comportamento baseado na experiência adquirida; e iv) os agentes são autônomos e autodirigidos.

Ademais, na modelagem baseada em agentes, o modelador especifica o estado inicial do sistema econômico ao atribuir para cada agente o seu valor inicial, bem como, o método de comportamento e as regras de interação. Assim, a partir de uma condição inicial dada, o resultado final é espontâneo, imprevisível e não intencional, cujo comportamento decorre da conjuntura dos processos de adaptação e interação entre os agentes (Franklin, 1997; Lebaron, 2009).

No presente estudo, o modelo adotado parte do pressuposto de que as firmas atuam em um mercado oligopolizado, no qual elas conseguem realizar diferenciação vertical de preços (Bellefamm e Peitz, 2010). O cenário econômico é de difusão de novas tecnologias digitais (Choi et al., 2010), e as escolhas dos agentes são tomadas com base em *payoffs* obtidos na presença de efeitos-rede cruzado (Parker et al., 2015) oriundos de uma vizinhança de Moore com estrutura regular (Alam e Geller, 2012). A seguir, apresenta-se o modelo computacional elaborado.

Considere um mercado composto por consumidores,  $C$ , e restaurantes,  $R$ . A cada período,  $t$ , os restaurantes podem escolher uma estratégia, mutuamente excludente, do campo de escolha, a saber: ofertar refeições na plataforma 1, denotado por,  $R_p(t) = 1$ ; ofertar na plataforma 2,  $R_p(t) = 2$ , ofertar em duas plataformas,  $R_p(t) = 3$ , e por fim, ofertar fora da plataforma,  $R_p(t) = 0$ . Ademais, os restaurantes buscam maximizar o seu lucro sujeito à restrição imposta pelo raio de distância,  $D_c$ , em que conseguem entregar os seus produtos para os consumidores. Formalizando:

$$\text{Max } \pi(t) = RT(t) - CT(t), \quad \text{s.r. } D_c = 1, 2, \dots, \quad (1)$$

A receita total dos restaurantes é definida como o preço (P) multiplicado pelo número de vendas realizadas (Q) em cada período:  $RT(t) = P(t) \cdot Q(t)$ . Já o custo total depende do custo fixo (CF) e do custo variável (CV):  $CT(t) = CF(t) + CV(t)$ . Como a entrega das refeições aos consumidores implica em custos de transporte,  $C$ , o custo variável se encontra diretamente relacionado à distância do consumidor em relação à firma  $CV(t) = c \cdot D_c(t)$ . Desta forma, os restaurantes conseguem realizar diferenciação horizontal ao levarem vantagens perante os consumidores que se encontram mais próximos da sua localização (Bellefamme e Peitz, 2010; Sanchez-Cartas, 2018; Sanchez-Cartas e Leon, 2018).

Por definição  $tx_1 < tx_2$ , logo,  $CV_1 < CV_2$ . A estrutura de custos dos aplicativos é decorrente do poder de mercado, assim, a plataforma 1 é que têm menor custo, pois é menos conhecida dos consumidores e tem menor poder de mercado no período inicial. Além disso, os restaurantes possuem um montante de capital,  $K(0)$ , no período inicial. Para os períodos seguintes, o capital acumulado pelos restaurantes depende do seu lucro, em notação:

$$K(t) = K(0) + \sum_{\tau=1}^n \pi(\tau), \quad (2)$$

no qual  $n$  é o total de períodos. Os restaurantes abandonam a plataforma caso tenham que decretar falência, isto é, se o seu estoque de capital se tornar negativo.

Definidos os fatores que influenciam no comportamento dos restaurantes, o próximo passo consiste em formalizar as variáveis que determinam o comportamento dos consumidores. Semelhante aos restaurantes, os consumidores também podem assumir quatro estados, mutuamente excludentes, assim, eles escolhem se vão utilizar a plataforma 1,  $C(t) = 1$ , a plataforma 2,  $C(t) = 2$ , ambas as plataformas 3,  $C(t) = 3$ , ou escolher fora da plataforma,  $C(t) = 0$ . Ademais, considera-se que os consumidores escolhem o restaurante que exhibe o menor preço,  $C(t) = \min\{P_1(t), \dots, P_n(t)\}$ , dada a restrição de que conseguem olhar para os restaurantes que se encontram em determinado raio de distância,  $D_r$ . Por definição, a utilização de uma plataforma aumenta o raio de distância no qual os consumidores conseguem comparar preços, o que eleva a probabilidade de encontrar um restaurante com menor preço.

As tecnologias de entrega das refeições à disposição dos restaurantes se referem à realização das entregas por meios próprios ou à utilização de uma plataforma de delivery especializada em entrega. Seguindo Choi *et al.* (2010) considera-se que a difusão da inovação, no presente caso a difusão das plataformas de delivery, é influenciada por três fatores: o benefício associado à utilização da plataforma,  $\alpha N_{cpi}$ , os efeitos-rede cruzados provenientes da presença de restaurantes da vizinhança social na plataforma,  $N_{cpi}$ , e a utilidade de reserva idiossincrática,  $r_r$ , que identifica a relutância à adoção de novas tecnologias. Formalmente:

$$U_{rpi}(t) = \delta + B_{pi} + \alpha N_{cpi}(t - 1) - r_r + \epsilon(t), \quad (3)$$

para  $\alpha = 0,5$  e  $\beta_{pi} = 0,1$ . Assim, quanto maior for o número de consumidores,  $N_{cpi}(t - 1)$ , que utilizaram a plataforma  $i$  no período  $t - 1$ , maior é a probabilidade de que o restaurante também passe a utilizá-la.

No modelo original de Choi *et al.* (2010), a plataforma irá se difundir apenas se o número de entusiasta de novas tecnologias for elevado o suficiente para influenciar os demais agentes na sua adoção. No corrente modelo, a ocorrência de choques,  $\epsilon(t)$ , como uma pandemia, modifica as preferências dos consumidores e eleva a probabilidade de utilização das plataformas, o que estimula os restaurantes a utilizarem a plataforma. Contudo, um parâmetro,  $\delta \in [0,1]$ , também é utilizado para identificar a proporção de consumidores que são entusiastas de novas tecnologias. As variáveis  $B_p$  e  $r_r$  são invariáveis no tempo, pois considera-se que o benefício decorrente do uso das plataformas e a disposição inerente à inovação de cada restaurante são constantes<sup>4</sup>.

A propagação da pandemia pode ser modelada por meio de um modelo SEIR, em que  $S$  identifica os indivíduos sujeitos a contrair COVID-19;  $E$ , os infectados que ainda não são capazes de transmitir o vírus;  $I$ , os infectados que são transmissores e  $R$  são os removido por recuperação ou morte ( Francês *et al.*, 2020):

$$\frac{dS(t)}{dt} = \frac{-\beta S(t)I(t)}{N}, \tag{4}$$

$$\frac{dE(t)}{dt} = \frac{\beta S(t)I(t)}{N} - \sigma E(t), \tag{5}$$

$$\frac{dI(t)}{dt} = \sigma E(t) - \gamma I(t), \tag{6}$$

$$\frac{dR}{dt} = \gamma I(t), \tag{7}$$

no qual  $\beta$  é a taxa de transmissão;  $\sigma$  é o período latente e  $\gamma$  é a taxa de recuperação.

Na presença da pandemia, os consumidores adotam voluntariamente medidas de distanciamento social e migram para a plataforma. A probabilidade de migração é identificada por uma função logística do número de infectados:

$$\epsilon(t) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha(I(t) - I_0)}}, \tag{8}$$

em que  $I(t)$  é a proporção da população infectada no período  $t$  e  $I_0$  é a taxa média de infecção.

---

4 De acordo com Katz e Shapiro (1985),  $r_r$  possui distribuição normal com média  $\mu = 1$  e variância  $\sigma = 0,5$ .

### 3 Implementação Computacional e Propriedades Emergentes no Cenário Sem e Com Pandemia

#### 3.1 Resultados Obtidos Sem Pandemia

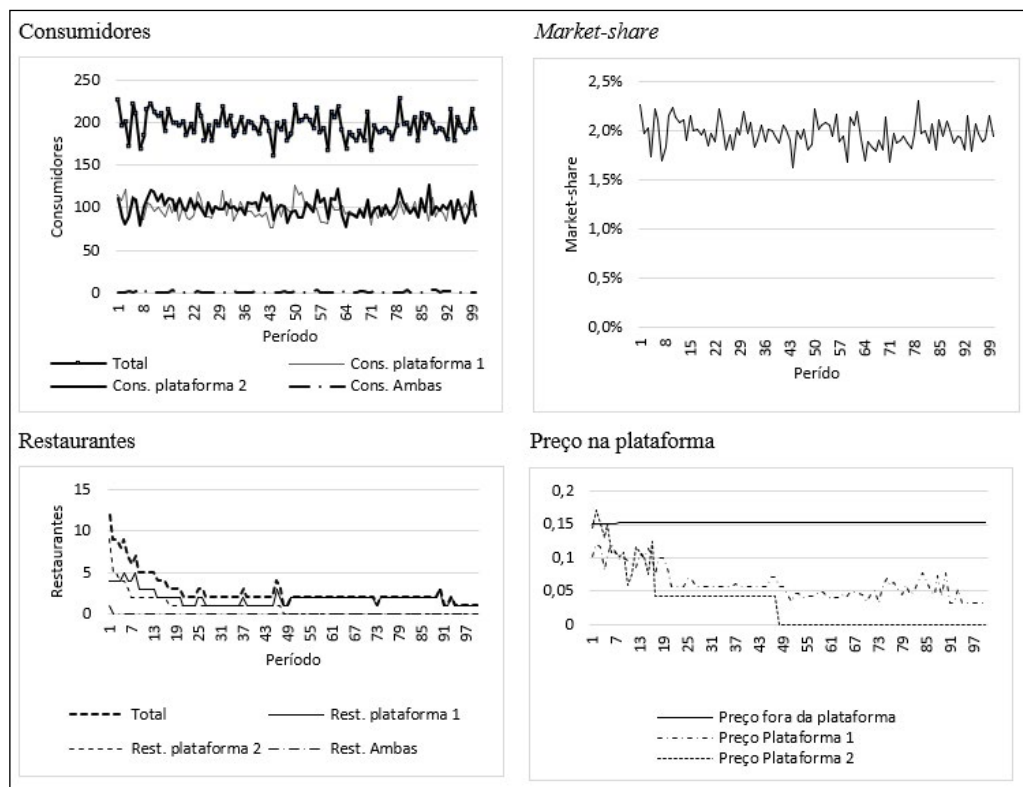
Para implementar computacionalmente o modelo exposto anteriormente, fez-se uso do software octave. Lembra-se que, a cada período  $t$ , os consumidores e restaurantes podem utilizar a plataforma 1, 2, ou ambas, ou até mesmo não utilizar nenhuma plataforma. No período inicial,  $t_0$ , o mercado é constituído por 10.000 consumidores e 200 restaurantes. Ademais, a vizinhança dos consumidores ( $d_v$ ) e dos restaurantes ( $d_r$ ) é definida por cinco. No entanto, quando os consumidores utilizam a plataforma, a distância se eleva para dez, isto ocorre porque consumidores conseguem monitorar o preço de um maior número de restaurantes.

A fim de simplificar a análise, os custos fixos e variáveis dos restaurantes e da plataforma são iguais e definidos como 0,05 e 0,01, respectivamente. A taxa exigida da plataforma sobre cada transação realizada é fixada em  $x = 0,01 * P$ . Logo a plataforma 1, P1, terá um custo de transação de 0,01, e a P2 terá um custo de 0,02. Os preços dos restaurantes são diferentes, a fim de formalizar esta relação utiliza-se de um gerador de números aleatórios, com base em uma distribuição uniforme. Por fim, considera-se que 1% dos consumidores e restaurantes utilizam a plataforma no período inicial, sendo estes distribuídos aleatoriamente.

A simulação é realizada para cem períodos, sendo mensurada a evolução no número de consumidores e restaurantes na plataforma, os preços e margens de lucros médias dos restaurantes que utilizam cada plataforma e o *market share* (participação de mercado) de cada restaurante.

O Quadro 1 exhibe os resultados encontrados para o modelo estimado na ausência da pandemia. O valor do parâmetro  $\delta$  é fixado em 0,01, de modo que 1% da população é entusiasta de novas tecnologias e adere voluntariamente à sua utilização. Como o número de entusiastas de novas tecnologias é baixo, apenas 227 consumidores se encontram na plataforma no período inicial. Logo, o incentivo para utilizar a plataforma é baixo e o número de consumidores e restaurantes oscila, sem se elevar.

Quadro 1 – Resultados encontrados para o modelo simulado na ausência da pandemia, com 1% de entusiastas de novas tecnologias

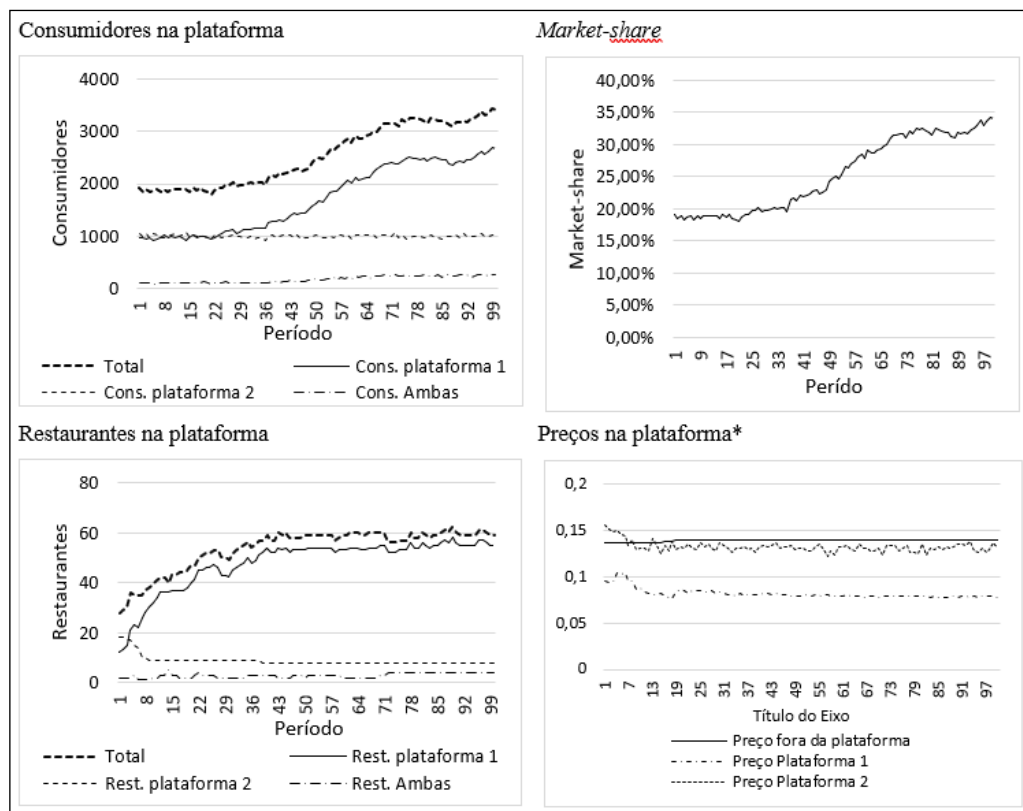


Fonte: Elaboração própria.

A participação de mercado e os preços também oscilam sem um padrão definido de avanço ou recuo. O *market share* atinge o valor máximo de 2,3% no período um (1), a Plataforma 2 exibe uma tendência de recuo nos preços nos 21 períodos iniciais, de 0,102 para 0,057, mas essa tendência não se mantém. Estes resultados mostram que na presença de uma baixa proporção de entusiastas de novas tecnologias a plataforma não se difunde, sendo o número de consumidores insuficiente para ativar os efeitos-rede cruzados.

Em contrapartida, quando a proporção da população entusiasta de novas tecnologias é de 10%, quadro 2, a plataforma consegue se difundir. Nesse cenário, o número de consumidores que utilizam a plataforma avança para 1.923 no período um para 3.413 no 100 período, com 2.669 consumidores na Plataforma 1 e 1.012 na Plataforma 2. Como efeito, o *market-share* se eleva de 19,23% no período um (1) para 34,13% no período 100. O número de restaurantes nas plataformas também se eleva, de 28 no período um (1) para 59 no período 100, com 55 restaurantes na Plataforma 1 e 55 na Plataforma 2.

Quadro 2 – Resultados encontrados para o modelo simulado na ausência da pandemia, com 10% de entusiastas de novas tecnologias



Obs.: \*refere-se ao preço médio de todos os restaurantes.

Fonte: Elaboração própria.

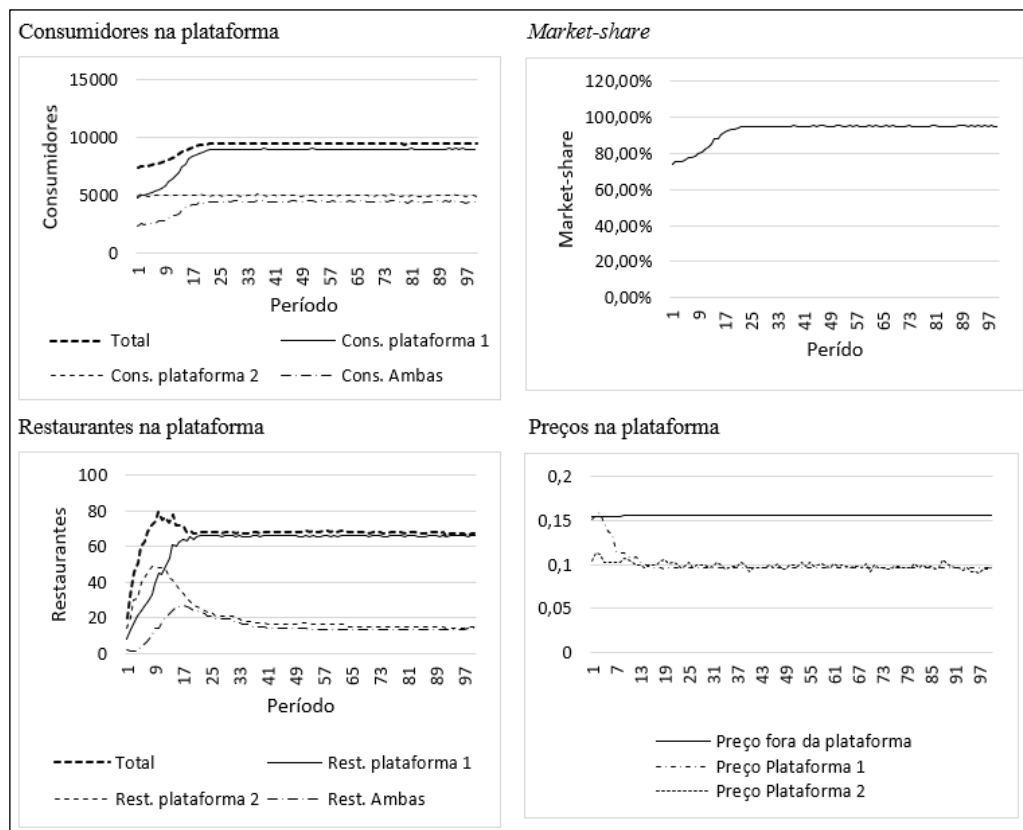
O preço médio dos restaurantes recua na Plataforma 1, de 0,095 no período um (1) para 0,078 no período 100, e recua na Plataforma 2, de 0,156 no período um (1) para 0,130 no período 100. Devido à concorrência elevada, os restaurantes com maiores preços são obrigados a abandonar as plataformas, o que resulta em retração nos preços médios. Contudo, o avanço da plataforma não resulta em maior concorrência para os restaurantes que se encontram fora da plataforma, cujo preço se mantém no patamar de 0,139. Desta maneira, o avanço da plataforma não resulta em falência entre os restaurantes que se encontram fora da plataforma e que possuem preços mais elevados, pois o avanço no *market-share* das plataformas não é suficiente para pressionar os lucros dos restaurantes que estão fora da plataforma.

Finalmente, em um cenário em que 50% da população é entusiasta de novas tecnologias, Quadro 3, o número de consumidores que utiliza a plataforma se eleva de 7.377 no período um (1) para 9.499 no período 100. O número de consumidores que utilizam a Plataforma 1 avança de 4.852 no período um (1) para 8.953 no período 22 e converge para 9.001 no período 100. Em contrapartida, o número de restaurantes na Plataforma 2 recua



de 2.416 no período um (1) para 5.124 no período 19 e para 4.945 no período 100. Além disso, observa-se que a Plataforma 2 e ou utilizar ambas as plataformas, estratégia 3, exibem baixa participação de mercado, sendo essa uma consequência dos custos mais elevados da plataforma 2.

Quadro 3 – Resultados encontrados para o modelo simulado na ausência da pandemia, com 50% de entusiastas de novas tecnologias



Fonte: Elaboração própria

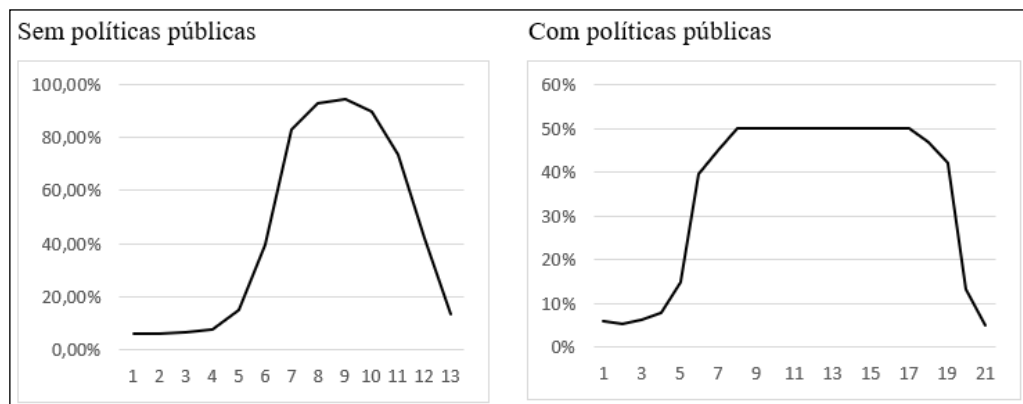
O *market-share* das plataformas se eleva de 73,77% no período um (1) para 95,01% com 22 períodos e para 94,99% com 100 períodos. O número de restaurantes nas plataformas 1 e 2 aumenta de 8 e 14, respectivamente, para 65 e 29 com 22 períodos e para 66 e 15 com 100 períodos. Já o preço de mercado se reduz de 0,151 (0,105) na Plataforma 1 (2), no período um (1), para 0,096 (0,098) com 22 períodos e para 0,096 (0,964) com 100 períodos.

### 3.2 Resultados Obtidos na Presença de Pandemia

O Quadro 4 compila a probabilidade dos consumidores migrarem para as plataformas, caso se observe uma pandemia, no período inicial  $\delta$  é fixado em 0,00, isto

é, não tem a presença de entusiastas. Desta maneira, verifica-se que a probabilidade de utilizar plataforma permanece baixa, em 5,89% no período um (1) e em 7,75% no período quatro. Contudo, a partir do período cinco ela aumenta exponencialmente e atinge o pico de 94,38% da população com nove períodos. A partir do décimo período ela se reduz rapidamente, sendo de apenas 13,30% no décimo terceiro período.

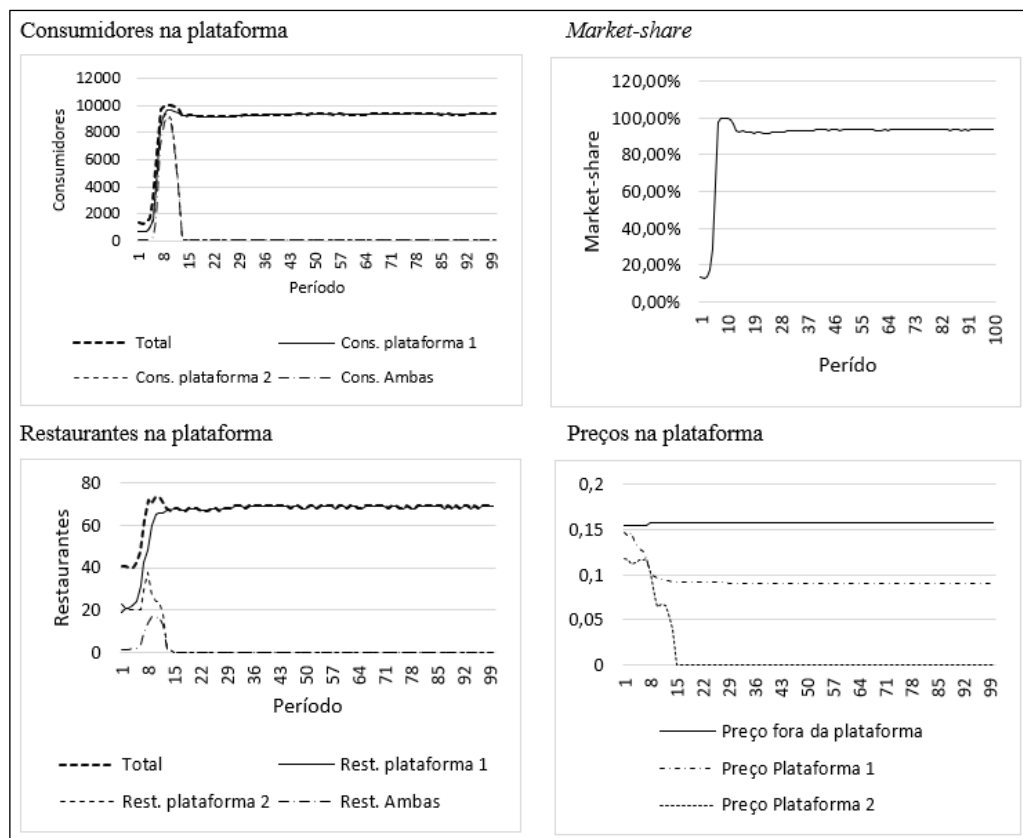
Quadro 4 – Probabilidade de utilização das plataformas caso ocorra uma pandemia



Fonte: Elaboração própria.

O Quadro 5 apresenta os resultados obtidos para o modelo simulado com 1% de entusiastas de novas tecnologias, na presença da pandemia. Os resultados apontam que a ocorrência da pandemia resulta em ampla adoção da plataforma, assim, mesmo na presença de um baixo número de entusiastas de novas tecnologias, a migração temporária dos consumidores para a plataforma mostra-se suficiente para ativar os efeitos-rede cruzados, o que resulta em adesão massiva dos consumidores à plataforma, que se mantém elevada após o fim da pandemia, com 14 períodos.

Quadro 5 – Modelo simulado com 1% de entusiastas de novas tecnologias, na presença da pandemia



Fonte: Elaboração própria.

Com efeito, o número de consumidores nas plataformas avança de 1.326 no período um para 8.978 após nove períodos. Nos períodos subsequente esse número alcança o valor de 9.268 com 16 períodos. Essas evidências indicam que a observação de demanda e de uma vizinhança social crescente se mostra suficiente para os restaurantes aderirem à plataforma. Com efeito, a pandemia consegue fazer com que o número de usuários da plataforma atinja a massa crítica, ativando os efeitos-rede cruzado (PARKER et al., 2015; Dablanc, Morganti e Arvidsson, 2017).

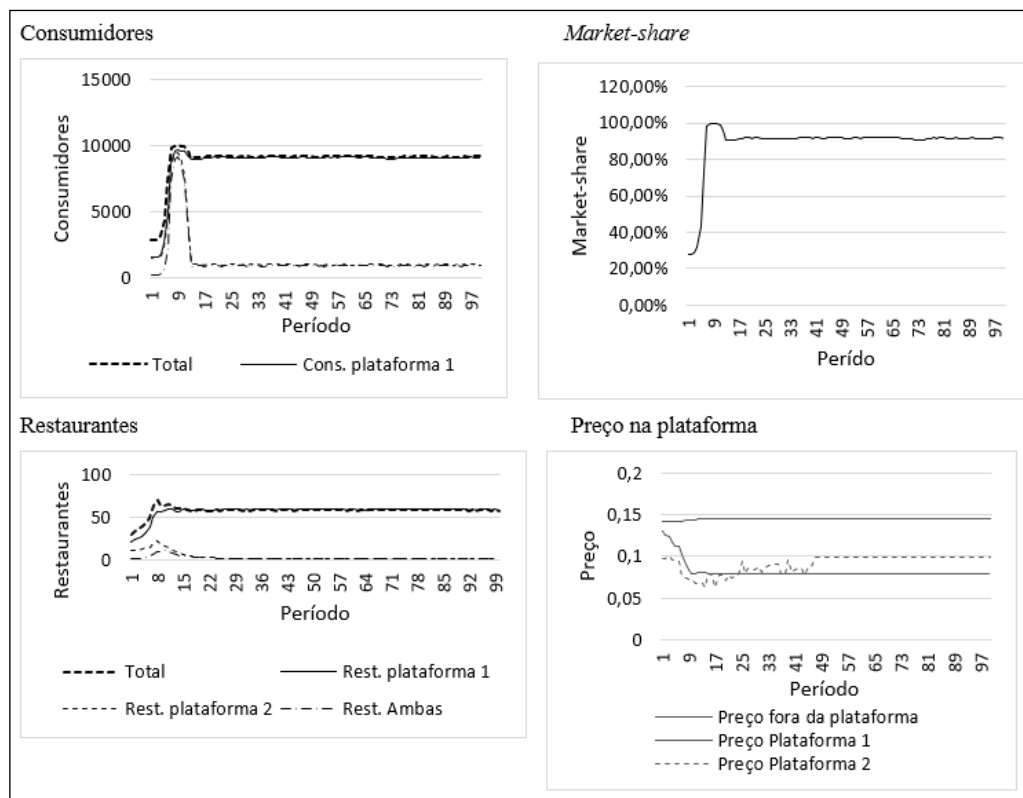
A análise discriminada por plataforma revela que o número de consumidores na Plataforma 1 se eleva de 667 para 9.662 com dez períodos, sendo de 9.356 com 100 períodos. Essa plataforma observa avanço consistente no número de consumidores e não sofre com o fim da pandemia. Em contrapartida, a Plataforma 2 registra avanço no número de consumidores, de 709 no primeiro período para 9.444 no período nove. No entanto, o número de consumidores recua nos períodos subsequentes, para apenas 88 consumidores com 100 períodos. Assim, a presença de custos superiores mostra-se suficiente para que a Plataforma 2 não consiga se manter no mercado, sendo expulsa. Estes resultados sugerem

que a presença de efeitos redes resulta em tendência de formação de um monopólio natural, no qual uma única plataforma concentra quase todas as transações online.

Com a ocorrência da pandemia, o *market-share* das plataformas se eleva de 13,26% no período um (1) para 99,71% no período nove. Posteriormente, ele se reduz para 91,88% no período 19, mas eleva-se e atinge o valor de 93,65% com 100 períodos. O número de restaurantes na Plataforma 1 alcança o valor de 19 no período 1 para 68 no período 15. O número de restaurantes se mantém nos períodos subsequentes, sendo de 69 após 100 períodos. Já o número de restaurantes na Plataforma 2 avança de 23 no período um para 38 após oito períodos, mas recua para zero após 15 períodos, montante em que se mantém no restante da simulação. Como resultado, o preço na Plataforma 1 se reduz de 0,146 no período 1 para 0,918 após 15 períodos, patamar em torno do qual se mantém, sendo de 0,090 após 100 períodos. Já o preço da Plataforma 2 se reduz nos períodos iniciais, de 0,118 no período um para 0,041 no período 14, mas colapsa em zero nos períodos subsequentes com a saída da plataforma do mercado.

Quando 10% dos consumidores são entusiastas de novas tecnologias, Quadro 6, o número de consumidores que utilizam as plataformas se eleva de 2.818 no período um para 9.988 após nove períodos, sendo de 9.158 após 100 períodos. Ademais, a Plataforma 1 domina o mercado, em detrimento da Plataforma 2, que se mantém com cerca de 1.000 consumidores após o décimo terceiro período. A participação de mercado se eleva rapidamente, de 28,28% no período um para 99,88% no período nove. No décimo terceiro período ela recua para 90,31% e no período 100, alcança o valor de 91,58%.

Quadro 6 – Modelo simulado para 10% dos consumidores entusiastas de novas tecnologias e na presença da pandemia



Fonte: Elaboração própria.

Esses dados evidenciam a importância do preço e do posicionamento do restaurante na plataforma. Conforme destacado por Freitas (2018), BBC (2020) e Rezende, Marcelino e Miyaji (2020), como um pequeno número de restaurantes tendem a concentrar a grande maioria das vendas realizadas por meio da plataforma, aqueles restaurantes com fatores de atração, principalmente com menores preços, acabam se beneficiando, em detrimento dos demais. Os restaurantes menos atrativos tendem a ser expulsos da plataforma e, com o avanço na participação de mercado da plataforma, acabam tendo que decretar falência.

O número de restaurantes nas plataformas se eleva rapidamente, de 30 no período um para 70 no período oito. A elevada concorrência resulta em retração para 60 restaurantes no período 13, patamar no qual se mantém até o final da simulação. Cabe destacar que o número de restaurantes na Plataforma 1 se eleva de 21 no período um para 60 no período 11. Em oposição à Plataforma 2, não se observa retração no número de restaurantes na Plataforma 1 após o fim da pandemia. Esse resultado evidencia a importância de os restaurantes escolherem com cautela a plataforma em que ingressam, pois o ingresso em uma plataforma que exibe menor competitividade pode representar um custo para o restaurante no médio prazo, os quais acabam sendo prejudicados à medida que essa plataforma perde

participação de mercado. Conforme se observa, na euforia da pandemia, a Plataforma 2 registra crescimento acentuado no número de restaurantes, para 22 com oito períodos. Contudo, o número de restaurantes nessa plataforma se reduz rapidamente, para 3 após 18 períodos.

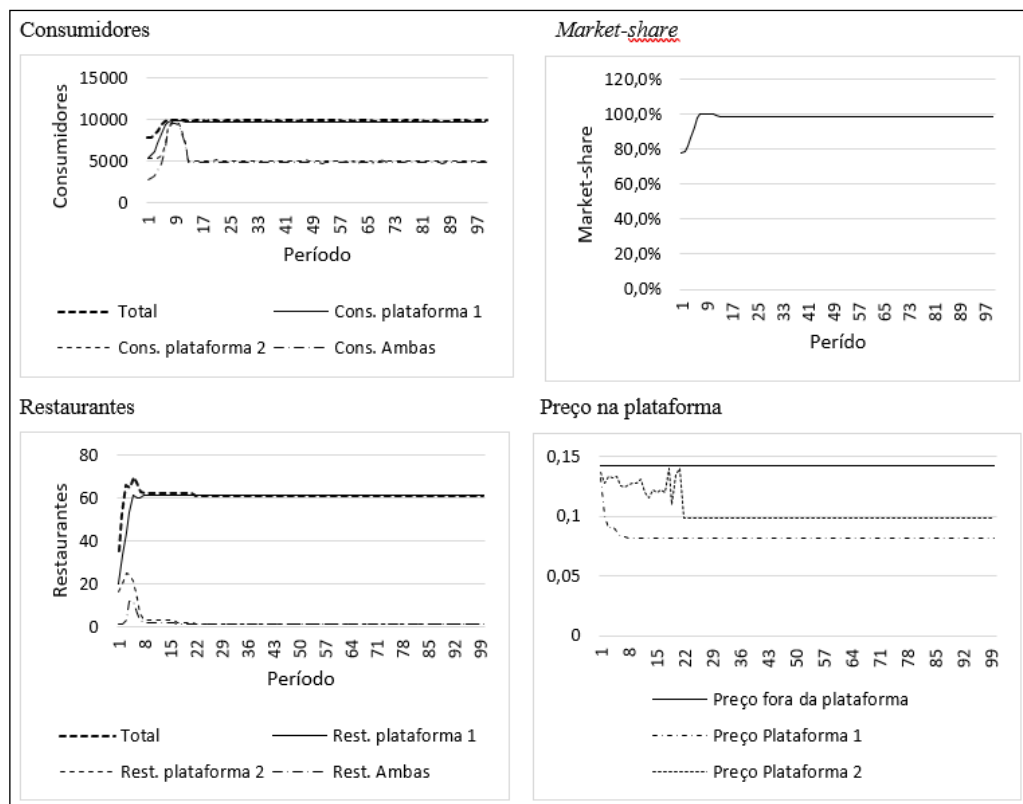
Os preços na Plataforma 1 se reduzem de forma consistente, com um recuo acentuado nos períodos iniciais, de 0,129 no período um para 0,078 no período oito, sendo de 0,079 no período 100. Destarte, a concorrência entre os restaurantes nessa plataforma se mostra benéfica para os consumidores, que observam uma redução no seu custo de alimentação. Os preços na Plataforma 2 se reduzem no período inicial, sendo inferiores aos registrados para a Plataforma 1. No entanto, esse preço inferior não consegue fazer frente aos efeitos-rede cruzados observados na Plataforma 1 e como resultado os preços se elevam à medida que os restaurantes mais competitivos abandonam essa plataforma, de 0,062 no período 14 para 0,099 com 100 períodos.

A retração nos preços na Plataforma 1 mostra que os restaurantes com preços mais elevados também são paulatinamente expulsos dessa plataforma. Esse resultado evidencia a importância da competitividade dos restaurantes na plataforma. Os restaurantes com menor preço tendem a ser beneficiados e concentram grande parte da demanda, em detrimento dos demais restaurantes, que perecem diante da concorrência (FREITAS, 2018; BBC, 2020). Os resultados obtidos confirmam as evidências empíricas, na qual destaca que a pandemia ao impor restrições de deslocamento eleva a demanda nas plataformas digitais, no entanto também resulta em maior concorrência entre as empresas que se encontram nessas plataformas digitais (Raj, Sundararajan e You, 2020).

Assim, o modelo simulado mostra que nos períodos iniciais a presença de preços menores é um fator atrativo para as plataformas. Porém, quando os efeitos-rede cruzados são ativados o preço deixa de ser um diferencial competitivo. Desta forma, as plataformas com maior participação de mercado conseguem se manter competitivas mesmo que possuam preços superiores. As plataformas que exibem custos mais elevados, em contrapartida, não ativam os efeitos-rede e caminham em direção à perda de participação de mercado. O recuo nos preços ocorre como uma consequência desse processo à medida que os restaurantes com preços mais elevados abandonam a plataforma ou abrem falência. No entanto, a permanência dos restaurantes com menores preços de nada adianta para a plataforma, o processo avança até que a participação da plataforma se torne baixa.

O quadro 7 mostra os resultados alcançados quando 50% dos consumidores possuem pré-disposição a utilizar a plataforma. Nessa simulação, o número de consumidores nas plataformas avança de 7.778 no período um para 9.994 após dez períodos. Devido à ativação dos efeitos-rede, o número de consumidores se mantém elevado, mesmo após o final da pandemia, 9.990 consumidores utilizam a plataforma após 100 períodos. A Plataforma 2 consegue se manter no mercado, apesar de possuir custos mais elevados, com 5.003 consumidores após 17 períodos. Como resultado o *market-share* das plataformas se eleva rapidamente, para 99,94% após dez períodos, patamar em torno do qual se mantém, sendo de 98,58% após 100 períodos.

Quadro 7 – Resultados encontrados para 50% dos consumidores entusiastas de novas tecnologias e na presença da pandemia



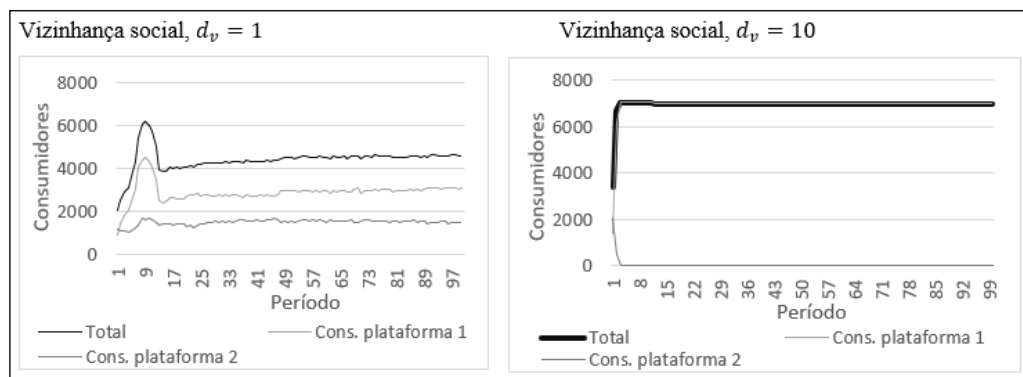
Fonte: Elaboração própria.

O número de restaurantes nas plataformas também se eleva de forma acentuada nos períodos de isolamento social, para 70 restaurantes após três períodos. Contudo, a elevada concorrência nas plataformas resulta em recuo para 62 restaurantes após oito períodos e para 61 após 100 períodos. A Plataforma 1 novamente exhibe avanço com posterior estabilidade no número de restaurantes, com 61 restaurantes após oito períodos. Em contrapartida, o avanço no número de restaurantes na Plataforma 2 é contrabalanceado por um rápido declínio nos períodos subsequentes. Após dez períodos apenas 3 restaurantes se encontram na Plataforma 2, montante que recua para 1 com 22 períodos. Os preços da Plataforma 1 recuam e estabilizam após dez períodos, em 0,081, ao passo que os preços na Plataforma 2 recuam para 0,098 após 23 períodos, patamar no qual se mantem.

Por fim, verificam-se as propriedades emergentes quando os consumidores olham apenas para o vizinho mais próximo ( $d_v = 1$ ) e para os dez vizinhos mais próximos ( $d_v = 10$ ). Precisamente, considera-se que os consumidores são capazes de olhar para diferentes distâncias em sua vizinhança social, quadro 8. Desta maneira, quando os consumidores olham apenas para os vizinhos mais próximos ambas as plataformas exibem montante elevado de consumidores, de modo que o efeito-rede cruzado é limitado e a

Plataforma 1 se sobressai apenas levemente em comparação à Plataforma 2, com 3.078 e 1.509 consumidores no período 10, respectivamente. No entanto, quando os consumidores olham para um raio de dez restaurantes a Plataforma 1 domina rapidamente o mercado, no terceiro período, sendo a Plataforma 2 expulsa do mercado.

Quadro 8 – Efeito da distância olhada pelos consumidores na sua vizinhança e na plataforma



Fonte: Elaboração própria.

Em suma, os resultados encontrados são coerentes com a presença de externalidades em rede (Page e Lopatka, 1999; Parker *et al.*, 2019), aprisionamento e dependência da trajetória (Arthur, 1990). Na presença de mecanismos de feedback positivos, a ocorrência de choques modifica significativamente o comportamento do mercado. A presença de uma pandemia pode ser suficiente para mover a economia para um cenário mais favorável à utilização das plataformas digitais, fazendo com que em poucos períodos a maioria das transações sejam realizadas por meio delas. Esses resultados corroboram a literatura que demonstra o efeito positivo e elevado da pandemia sobre os aplicativos de entrega de alimentos sob demanda, que registrou uma elevação de cerca de 30% nas entregas apenas na América Latina (Belloni, 2020; Rezende, Marcelino e Miyaji, 2020; Abílio *et al.* 2020).

#### 4 Considerações Finais

A disseminação da pandemia da Covid-19 estimulou os consumidores a migrarem para a compra de refeições através de plataformas de delivery. Por sua vez, os restaurantes, para atender a regulamentação imposta pelo governo diante do quadro de isolamento social ou para minimizarem a queda em suas vendas, também aderiram às entregas sob demanda através de plataformas digitais. Diante deste cenário, o presente estudo buscou verificar se a pandemia da Covid-19 possibilitou a difusão da tecnologia de entregas sob demanda.

Para tanto, elaborou-se um modelo baseado em agentes que replicasse o comportamento de consumidores e empresas. Desta forma, o modelo simulado mostrou que a ocorrência da pandemia é suficiente para que os consumidores e restaurantes passem sistematicamente a utilizar a plataforma. A pandemia da Covid-19 alterou os hábitos dos consumidores e restaurantes. Cabe ressaltar que mesmo na ausência de entusiastas este resultado se mantém. Portanto, os resultados apontam que estas mudanças de comportamento gerou



efeitos persistente no longo prazo, isto é, as plataformas de entregas sob demanda são uma tecnologia que se manterá mesmo após o fim da pandemia.

Cabe salientar que esses resultados são extensíveis e aplicáveis à outras tecnologias que se difundiram com a ocorrência da pandemia, sendo a presença de efeitos de rede e a utilização da plataforma por um número mínimo de consumidores, capazes de ativar esses efeitos, condição necessária e suficiente para que a mudança nos hábitos dos consumidores, em direção à maior utilização de plataformas, seja irremediável. Fica como sugestão de trabalhos futuros, a possibilidade de diferenciação vertical (produtos serem diferentes) e a possibilidade de reputação para avaliação das plataformas de entregas sob demanda.

## Referências

- ABÍLIO, L. C. et al. “Condições de trabalho de entregadores via plataforma digital durante a COVID-19”. *Revista Jurídica Trabalho E Desenvolvimento Humano* 3, 2020
- ALAM, S. J.; GELLER, A. “*Networks in agent-based social simulation*”. In: *Agent-based models of geographical systems*. Springer, Dordrecht, 199-216, 2012.
- ARTHUR, W. B. “Positive feedbacks in the economy”. *Scientific American*, 262, n. 2: 92-99, 1990.
- BBC. 2020. “*Coronavírus: entregadores de aplicativo trabalham mais e ganham menos na pandemia, diz pesquisa*”. disponível em: <https://www.bbc.com/portuguese/brasil-52564246>. Acesso em: Abril de 2023.
- BELLEFLAMME, P.; PEITZ, M. Platform competition and seller investment incentives. *European Economic Review*, vol. 54, n.8. p. 1059-1076, 2010.
- BELLONI, L. 2020. “*Coronavírus impulsiona delivery no Brasil e muda rotina de restaurantes e consumidores*”. Disponível em: [https://www.huffpostbrasil.com/entry/delivery-comida-coronavirus\\_br\\_5e6fcd76c5b63c3b6482a20a](https://www.huffpostbrasil.com/entry/delivery-comida-coronavirus_br_5e6fcd76c5b63c3b6482a20a). Acesso em: Abril de 2023.
- CHOI, H.; KIM, S. H.; LEE, J. Role of network structure and network effects in diffusion of innovations. *Industrial marketing management*, v. 39, n. 1, p. 170-177, 2010.
- DABLANC, L.; MORGANTI, E.; ARVIDSSON, N. “The rise of on-demand ‘Instant Deliveries’ in European cities”. In: *Supply Chain Forum: An International Journal*. Taylor & Francis, p. 203-217, 2017.
- DE MARCHI, S.; PAGE, S. E. “Agent based models”. *Annual Review of Political Science*, 17:1-20, 2014.

FRANCÊS, C. R. L.; DA SILVA, M. S.; DE CARVALHO, A. C. P. L. F.; CARVALHO, S. V.; VIJAYKUMAR, N. L.; CARDOSO, E. H.; DA SILVA FILHO, F. G. S. Covid-19: Um novo modelo SEIR para países em desenvolvimento – estudo de caso para a região Metropolitana de Belém. **Nota Técnica**. 2020.

FRANKLIN, S. “Autonomous agents as embodied AI”. *Cybernetics and Systems*, 28: 499–520, 1997.

FREITAS, C. A. “*Uso de um aplicativo de delivery em restaurantes de Santos-SP*”. Trabalho de conclusão de curso de graduação, Universidade Federal de São Paulo (UNIFESP), 2018.

FRENKEN, K.; SCHOR, J. “*Putting the sharing economy into perspective*”. In: *A Research Agenda for Sustainable Consumption Governance*. **Edward Elgar Publishing**, 2019.

GIOVANINI, A; ALMEIDA, H. J. F. Disseminação das plataformas de delivery no contexto de distanciamento social: Uma análise com modelos baseados em Agentes. **Revista Brasileira de Economia de Empresas** V.21, 2021.

HOBBS, J. E. “Food supply chains during the COVID-19 pandemic”. *Canadian Journal of Agricultural Economics*, 2020.

KATZ, M. L.; SHAPIRO, C. On the licensing of innovations. **Rand Journal of Economics**. v.16. n.4, 1985.

LEBARON, B. “Agent-based computational finance: Suggest readings and early research”. *Journal of Economic Dynamics and Control* 24: 679–702, 1999.

MACAL, C. M.; NORTH, M. J. “Tutorial on agent- based modeling and simulation part 2: How to model with agents.” *Proceedings of the 2006 Winter Simulation Conference*, p. 73–83, 2006.

PAGE, W. H.; LOPATKA, J. E. “Network externalities”. *Encyclopedia of law and economics* 760: 952-980, 1999.

PARKER, G., VAN ALSTYNE, M. W.; CHOUDARY, S. P. “*Plataforma: a revolução da estratégia*”, 2019.

RAJ, M.; SUNDARARAJAN, A.; YOU. C. 2020. “*COVID-19 and Digital Resilience: Evidence from Uber Eats*”. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/2006.07204#:~:text=We%20find%20evidence%20that%20small,side%20and%20supply%20side%20shocks>, Acesso em: Abril de 2023.

REZENDE, A. A.; MARCELINO, J. A.; MIYAJI, M. A reinvenção das vendas: As estratégias das empresas brasileiras para gerir receitas na pandemia de Covid-19. **Boca, Boletim de Conjuntura**, vol.2, n.6, 2020.

SANCHEZ-CARTAZ, J. M. Agent-based models and industrial organization theory. A price- competition algorithm for agent-based models based on Theory Game. **Springer**. p. 1-30, 2018.

SANCHEZ-CARTAZ, J. M.; LEON, G. On “influencers” and their impacts on the diffusion of digital platforms. **Books series**, v.887, 2018.

STATISTA. “*Online food delivery*”. Disponível em: <https://www.statista.com/outlook/374/100/online-food-delivery/worldwide>. Acesso em: Abril de 2023.