

A Demanda de Cartões de Crédito no Brasil: Estimação e Potenciais Implicações*

Fabio Miessi Sanches

Denis Silva Moreira

BI Norwegian Business School e Insper

Insper

Primeira Versão Circulável: 18-10-2022

Esta Versão: 02-11-2022

Sumário Executivo

Neste trabalho, discutimos possíveis efeitos da introdução de limites às tarifas de intercâmbio no mercado brasileiro de cartões de crédito sobre os consumidores. Para isso, estimamos uma demanda por cartões de crédito no Brasil e discutimos suas implicações. O estudo está dividido em três partes:

1. **Análise da literatura:** Detalhada análise de 16 trabalhos empíricos que estudam o efeito de limites em tarifas de intercâmbio sobre o mercado de cartões revelou que uma reação comum dos bancos emissores a limites nas tarifas de intercâmbio foi a elevação de tarifas de serviços bancários e/ou o corte de benefícios que essas instituições concediam a seus clientes (tais como isenções de tarifas).
2. **Análise do Mercado Brasileiro de Cartões:** Utilizando dados da Pesquisa de Orçamento Familiar do IBGE, mostramos que durante os últimos anos houve aumento bastante significativo no acesso de famílias de baixa renda ao mercado de cartões de crédito. Entre 2002 e 2017, por exemplo, o percentual de domicílios no último decil de renda (isto é, os 10% com renda domiciliar per capita mais baixa) em que pelo menos um indivíduo maior do que dezoito anos tinha pelo menos um cartão de crédito saltou de aproximadamente 4.5% para mais de 19%; no penúltimo decil, essas frações foram de 8.4% em 2002 para quase 26% em 2017; no antepenúltimo, foram de 12.8% para mais de 35%. Em geral, o acesso ao mercado de cartões de crédito aumentou para todos os decis de renda mas esse aumento foi especialmente marcante para classes de renda mais baixas. Assim sendo, se esses consumidores de baixa renda forem mais sensíveis à variação na anuidade dos

*Autor/e-mail para correspondência: Fabio Miessi Sanches, fmiessi@gmail.com. Esse trabalho foi realizado com o suporte financeiro da Zetta.

cartões (ou a tarifas bancárias em geral) e, se, assim como aconteceu em outros países, os bancos brasileiros reagirem à introdução de limites em tarifas de intercâmbio aumentado tarifas bancárias (incluindo anuidades de cartões), tal política poderá funcionar como um freio a esse movimento de inclusão financeira das parcelas mais pobres e ter consequências distributivas.

- 3. Estimação da Demanda por Cartões:** Para tentarmos entender como possíveis aumentos nas anuidades de cartões afetaria a demanda por cartões de crédito de consumidores de diferentes classes de renda, estimamos uma demanda por cartões de crédito usando modelos de escolha discreta (Berry et al., 1995) e dados do mercado de cartões disponíveis no site do Banco Central. Na média, os resultados indicam que a elasticidade da demanda por cartões à variação nas anuidades que os portadores de cartões de crédito pagam para utilizarem cartões é relativamente baixa. As elasticidades médias estão por volta de -0.2 (abaixo desse valor em muitos casos), indicando que, na média, um aumento nas anuidades causa redução relativamente pequena na demanda por cartões de crédito. Os nossos exercícios, por outro lado, não foram capazes de identificar, com precisão, como essas elasticidades variam entre indivíduos com diferentes níveis de renda. Essa dificuldade parece refletir limitações nos dados. Estimativas das elasticidades médias próximas de zero, de qualquer forma, indicam que aumento em anuidades de cartões pode, de fato, ser um canal de recomposição de receitas caso os bancos emissores venham a ser negativamente afetados por limites nas tarifas de intercâmbio de cartões de crédito. Além disso, se o *passthrough* do lado dos consumidores for inversamente proporcional às elasticidades da demanda, essas elasticidades sugerem que os aumentos de anuidades para os consumidores podem ser não triviais.

1 Introdução

Há considerável literatura internacional estimando demanda por cartões e discutindo implicações dessas estimativas para políticas públicas – veja, por exemplo, [Koulayev et al. \(2016\)](#) – mas estimativas desse tipo ainda são escassas para o Brasil.¹ Neste trabalho propomos e estimamos um modelo estrutural de demanda por cartões de crédito e discutimos possíveis efeitos da introdução de um limite à tarifa de intercâmbio no mercado de cartões de crédito sobre consumidores brasileiros. Para tanto, dividimos o trabalho em três partes.

Iniciamos o estudo analisando resultados de dezesseis trabalhos empíricos que buscaram medir os efeitos de mudanças na regulação de tarifas em mercados de cartões sobre consumidores em diferentes países. Quatorze desses trabalhos, em especial, avaliaram como limites às tarifas de intercâmbio cobradas sobre operações com cartões (de débito, em geral) e que foram adotados em diferentes países afetaram os consumidores. O conjunto dos resultados parece mostrar que, por um lado, os limites nas tarifas de intercâmbio provocaram aumento na utilização de cartões ([Valverde, 2016](#)), mas, por outro lado, que, em resposta à perda de receitas causada por limites em tarifas de intercâmbio, emissores reagiram aumentando outras tarifas bancárias e cortando benefícios aos consumidores, tais como isenção de anuidades e de tarifas para manutenção de conta-corrente – veja, por exemplo, [Manuszak and Wozniak \(2017\)](#) e [Mukharlyamov and Sarin \(2019\)](#).

Segundo, utilizando dados da Pesquisa de Orçamento Familiar do IBGE, mostramos que durante os últimos anos houve aumento bastante significativo no acesso de famílias de baixa renda ao mercado de cartões de crédito. Entre 2002 e 2017, por exemplo, o percentual de domicílios no último decil de renda (isto é, os 10% com renda domiciliar per capita mais baixa) em que pelo menos um indivíduo maior do que dezoito anos tinha pelo menos um cartão de crédito saltou de aproximadamente 4.5% para mais de 19%; no penúltimo decil, essas frações foram de 8.4% em 2002 para quase 26% em 2017; no antepenúltimo, foram de 12.8% para mais de 35%. Em geral, o acesso ao mercado de cartões de crédito aumentou para todos os decis de renda mas esse aumento foi especialmente marcante nas classes de renda mais baixas. Assim sendo, se esses consumidores de baixa renda forem mais sensíveis à variação na anuidade dos cartões (ou a tarifas bancárias em geral) alterações no funcionamento do mercado que levem a aumento nessas tarifas podem frear esse movimento e ter consequências distributivas relevantes.

Em terceiro lugar, motivados por esses fatos, desenvolvemos um modelo de escolha discreta por cartões de crédito. O objetivo principal era entender como aumentos nas anuidades afetariam a demanda por cartões de indivíduos com diferentes níveis de renda. No modelo,

¹Uma exceção é [Rezende \(2019\)](#) que estima regressões de demanda/uso de cartões sobre anuidades e tarifas médias de intercâmbio.

indivíduos escolhem dentre as maiores bandeiras de cartão de crédito disponíveis no mercado brasileiro ou uma *outside option*, ou seja, a opção de não possuírem cartão de crédito algum. A utilidade que os indivíduos derivam da escolha de um cartão da bandeira j depende, dentre outras características, da anuidade cobrada por esta bandeira. Os indivíduos escolhem a alternativa dentro de seus conjuntos de escolha – uma determinada bandeira ou a *outside option* – que maximiza a sua utilidade. A partir de hipóteses usuais sobre componentes dessa utilidade que são observados pelos agentes mas não observadas pelo economista, derivamos uma demanda agregada por cartões de crédito.

Estimamos duas versões desse modelo de demanda. A primeira é um modelo Multinomial Logit (McFadden et al., 1973). Estrutura parecida foi utilizada em outros trabalhos para modelar a demanda e/ou o uso de cartões (Rysman, 2007; Ching and Hayashi, 2010; Arango et al., 2015; Carbó-Valverde and Liñares-Zegarra, 2011; Koulayev et al., 2016). A segunda é um modelo de coeficientes aleatórios baseado em Berry et al. (1995) (também chamado de modelo BLP). Nesse segundo modelo assumimos que a sensibilidade da utilidade dos indivíduos à variação nas anuidades cobradas por cartões de crédito é uma função da renda dos indivíduos (e de características dos indivíduos que não são observadas pelo economista). Como dissemos, a ideia é entender se a demanda por cartões de crédito de indivíduos de menor renda é mais sensível à variação nas anuidades do que a demanda de indivíduos de maior renda.

Esses modelos foram estimados a partir de dados públicos sobre o mercado de cartões de crédito que estão disponíveis no site do Banco Central do Brasil.² Variáveis de interesse disponíveis nesse banco de dados são (i) o número de cartões ativos de cada bandeira e, (ii) as anuidades médias cobradas por cada uma dessas bandeiras. Para a estimação dos modelos de coeficientes aleatórios utilizamos também dados de distribuição de renda da PNAD contínua. Para tratarmos da correlação entre anuidades e características não observáveis das bandeiras que também afetam a demanda de cartões de crédito, seguindo ideia proposta em Farronato and Fradkin (2022) e também utilizada em Cazubiel et al. (2020), construímos variáveis instrumentais a partir de informações sobre a intensidade de buscas por cada bandeira no *Google*.

Os resultados das nossas estimações sugerem que a elasticidade da demanda com relação à variação nas anuidades é relativamente baixa, por volta de 0.2 (em valores absolutos) – e abaixo desses valores em alguns exercícios. As estimativas do modelo Multinomial Logit são robustas a diversas hipóteses que utilizamos para estimar esses modelos. Por outro lado, notamos que as estimativas do modelo de coeficientes aleatórios são bastante imprecisas e mais instáveis a alterações nas especificações dos modelos, o que não nos permite inferir, com alguma clareza, como essas elasticidades variam de acordo com a renda dos indivíduos. Essa limitação parece refletir o grau de agregação dos dados – abertos apenas por bandeira para o mercado nacional. Estimativas das elasticidades médias próximas de zero, de qualquer forma,

²<https://www.bcb.gov.br/estatisticas/spbadendos?ano=2019>.

indicam que aumento em anuidades de cartões pode, de fato, ser um canal de recomposição de receitas caso os bancos emissores venham a ser negativamente afetados por limites nas tarifas de intercâmbio de cartões de crédito. Além disso, se o *passthrough* do lado dos consumidores for inversamente proporcional às elasticidades da demanda, essas elasticidades sugerem que os aumentos de anuidades para os consumidores podem ser não triviais.

Finalmente, é necessário frisarmos que esse estudo apresenta limitações importantes, a maioria destas explicadas pela (in)disponibilidade dos dados. Além das limitações já discutidas, é importante dizer que uma demanda de cartões (bastante) inelástica à variação em anuidades sugere que aumentos não triviais de anuidades de cartões de crédito sejam observados como resposta ao teto em tarifas de intercâmbio nesse mercado. A partir dessas estimativas, entretanto, é impossível quantificar a magnitude dessa resposta. Para entendermos exatamente esse efeito seria necessário, por exemplo, dados detalhados do lado dos adquirentes/varejo. Mesmo do lado da demanda de cartões, como os dados estão disponíveis apenas por bandeira, abstraímos da importância da competição entre emissores na determinação de anuidades. Ainda que a estratégia que adotamos para estimar a demanda seja consistente com a maioria dos estudos de demanda (por produtos diversos) disponíveis na literatura, incorporar essa dimensão no modelo pode enriquecer bastante o nosso entendimento do mercado.

Além dessa introdução e do sumário executivo, esse trabalho está organizado da seguinte forma. A Seção 2 mostra a análise da literatura empírica que estuda os efeitos de limites das tarifas de intercâmbio sobre os consumidores. A Seção 3 traz análise do mercado de cartões com base nos dados da POF. Na Seção 4 apresentamos o modelo de demanda por cartões, dados, estimativas e discussão dos resultados. Na última seção resumimos nossas conclusões.

2 Análise da Literatura

Nesta seção resumimos os achados da literatura internacional que estuda os efeitos de limites à tarifa de intercâmbio de cartões sobre consumidores. A Tabela 1 mostra um resumo dessa literatura. A tabela inclui todos os trabalhos que encontramos **que continham análise empírica**³ dos efeitos de regulação de tarifas nos mercados de cartões de crédito ou débito sobre consumidores.

A primeira coluna da tabela traz a referência ao trabalho (que também inclui o ano em que o trabalho foi publicado), a segunda coluna os métodos utilizados para a análise, a terceira o país ao qual a análise se refere, em seguida a variável explicativa (ou o tipo de intervenção que o trabalho analisou), as principais variáveis dependentes (ou as variáveis que sofreram o impacto da intervenção) e, finalmente, o efeito (positivo, negativo ou neutro). Dos 16 trabalhos incluídos

³Excluimos análises baseadas em resumos da literatura ou em evidências anedóticas e trabalhos puramente teóricos.

na lista, 14 analisam o efeito de variações na tarifa de intercâmbio de cartões (em geral, de débito) em diferentes países ou região. Dois trabalhos, [Agarwal et al. \(2015\)](#) e [Galenianos and Gavazza \(2019\)](#), analisam os efeitos de teto nas tarifas e taxas de juros cobradas sobre os detentores de cartões de crédito sobre os consumidores. Esses dois trabalhos encontram que, em geral, tetos sobre as tarifas e/ou taxas de juros de cartões são benéficas para os consumidores.

Todos os outros quatorze trabalhos estudam, utilizando diferentes métodos e dados, os efeitos de variações na tarifa de intercâmbio de cartões (em geral, de débito) em diferentes variáveis. A grande maioria dessas variáveis está associada ao uso e disponibilidade do instrumento (quantidade de transações, quantidade de cartões e aceitação de cartões por parte de varejistas), tarifas sobre cartões, tarifas sobre outros serviços bancários e benefícios (por exemplo, programas de milhagem, isenção de tarifas em cartões ou serviços bancários, etc.) e preços finais de bens e serviços (que servem para analisar se variações na tarifa de intercâmbio afetaram preços ao consumidor).⁴

Na Tabela 2 resumimos os efeitos encontrados nesses trabalhos sobre essas três dimensões: tarifas e benefícios (tarifas sobre cartões, tarifas bancárias e benefícios), utilização (número de cartões, número de transações e aceitação) e preços ao consumidor. Primeiro, os resultados parecem indicar que as medidas de regulação analisadas na Tabela 1 – primordialmente a imposição de teto na tarifa de intercâmbio de cartões de débito – geraram efeito positivo na utilização dos cartões. De fato, nesta dimensão, o único resultado negativo é reportado em [Galenianos and Gavazza \(2019\)](#), que estuda o efeito de teto nas taxas de juros cobradas sobre cartões. O mesmo trabalho, entretanto, reporta que a medida, a despeito da queda no número de cartões utilizados, redundou em aumento no bem-estar dos consumidores. É importante destacar também que, neste quesito, trabalhos que usam bases de dados mais detalhadas e estratégias de identificação mais sofisticadas, por exemplo, [Ardizzi et al. \(2021\)](#) e [Valverde \(2016\)](#), encontram efeito positivo do teto em tarifa de intercâmbio de cartões de débito em transações.

Segundo, há um número grande de resultados mostrando que as medidas regulatórias analisadas na Tabela 1 provocaram aumento em tarifas bancárias e/ou a redução de benefícios oferecidos pelos bancos aos consumidores. Dos onze exercícios empíricos que olham para esta dimensão, nove encontram resultados negativos para o consumidor; um reporta resultado neutro e apenas um reporta resultado positivo. Esse resultado positivo, em particular, aparece em [Agarwal et al. \(2015\)](#) como decorrência de uma intervenção nos EUA que impôs um teto nas tarifas (e taxas de juros) cobradas pelos bancos sobre os detentores de cartão de crédito – ou

⁴Além dessas três dimensões, dois trabalhos apresentam resultados de intervenções em tarifas cobradas nos mercados de cartões diretamente sobre bem-estar do consumidor; em [Galenianos and Gavazza \(2019\)](#) o efeito encontrado é positivo; em [Krivosheya \(2018\)](#) o efeito é negativo. Há também um trabalho que discute os efeitos dessas intervenções em PD ([Juan et al., 2012](#)). O efeito encontrado é negativo – e em linha com os resultados do modelo teórico de [Reisinger and Zenger \(2019\)](#).

Table 1: Resumo da Literatura – Efeitos sobre os Consumidores

Revista	Método	País	Explicativa	Dependente	Efeito
1 Agarwal et al. (2015)	Dif-Dif.	USA	Teto em Tarifas/Juros	Tarifas sobre Cartões Taxas de Juros	Positivo Neutro
2 Ardizzi et al. (2021)	MQO e Dif-Dif	EU	Teto Tarifa Intercâmbio	Limite de Crédito	Neutro
3 Galenianos and Gavazza (2019)	Calibração	USA	Teto em Juros	Nº de Transações Nº de Cartões	Positivo Negativo
4 Carbó-Valverde and Liñares-Zegarra (2012)	GMM	EU	Teto Tarifa de Intercâmbio	Bem-Estar Nº de Cartões	Positivo Positivo
5 European Commission and Copenhagen Economics ⁵	Regressão linear/Meta Análise	EU	Teto Tarifa de Intercâmbio	Nº de Transações Tarifas Bancárias	Positivo Neutro
6 Chang et al. (2005)	Regressão linear/Surveys	Australia	Teto Tarifa de Intercâmbio	Aceitação de Cartões Preços	Neutro Positivo
7 Shapiro (2013)	Análise Contrafactual	USA	Teto Tarifa de Intercâmbio	Tarifas sobre Cartões Benefícios	Negativo Negativo
8 Juan et al. (2012)	Análise Descritiva/Surveys	Espanha	Teto Tarifa de Intercâmbio	Preços Nº de Transações	Positivo Neutro
9 Korsgaard (2014)	Calibração	Dinamarca	Teto Tarifa de Intercâmbio	Benefícios	Negativo
10 Valverde (2016)	GMM	Espanha	Teto Tarifa de Intercâmbio	Tarifas sobre Cartões Preços	Negativo Neutro
11 Evans et al. (2013)	Event Study	US	Teto Tarifa de Intercâmbio	Nº de Transações P&D	Neutro Negativo
12 Manuszak and Wozniak (2017)	Dif-Dif	US	Teto Tarifa de Intercâmbio	Nº de Transações	Positivo
13 Mukharlyamov and Sarin (2019)	Dif-Dif	US	Teto Tarifa de Intercâmbio	Nº de Transações Preços	Positivo Negativo
14 Krivosheya (2018)	Calibração	Rússia	Teto Tarifa de Intercâmbio	Tarifas Bancárias	Negativo
15 Wang (2014)	Survey	EUA	Variações na Tarifa de Intercâmbio	Tarifas Bancárias Benefícios	Negativo Negativo
16 Estudo Especial Bacen ⁶	Regressão linear	Brasil	Teto Tarifa de Intercâmbio	Tarifas Bancárias Benefícios	Negativo Negativo

⁵ Disponível em https://copenhageneconomics.com/wp-content/uploads/2021/12/copenhageneconomics_marchi_fr_report.pdf

⁶ Disponível em: https://www.bcb.gov.br/conteudo/relatoriointernacional/EstudosEspeciais/EE106_Resultado_regulatorio_apartadodebito.pdf

seja, dentro desta perspectiva, é um resultado esperado. Ademais, vale enfatizar que, da mesma forma que na dimensão *utilização de cartões*, os trabalhos baseados em dados mais detalhados e em estratégias de identificação mais robustas, por exemplo, [Manuszak and Wozniak \(2017\)](#) e [Mukharlyamov and Sarin \(2019\)](#), sugerem que limite na tarifa de intercâmbio de cartões de débito provocou aumento em tarifas cobradas sobre cartões ou outros serviços bancários e na redução de benefícios oferecidos pelos bancos aos clientes (tais como taxa zero de manutenção de conta corrente).

Table 2: Síntese dos Efeitos de Regulação no Mercado de Cartões sobre Consumidores

	Positivo	Neutro	Negativo
Tarifas sobre Cartões/Bancárias e Benefícios	1	1	9
Nº de Cartões/Transações/Aceitação	5	4	1
Preços ao Consumidor	2	1	2

Finalmente, a Tabela 2 indica que os resultados de limites sobre tarifa de intercâmbio de cartões de débito teve efeito ambíguo sobre preços ao consumidor. Nesta dimensão, notadamente, as evidências são baseadas em medidas indiretas⁷ e são, ademais, relativamente escassas. Nesse quesito, a melhor resposta a essa questão está em [Wang \(2014\)](#), que usa resultados de uma pesquisa com comerciantes de diversos setores (também nos EUA) para mostrar que o repasse de MDR (*merchant discount rate*) para preços é assimétrico: em geral aumento de MDR é repassado para preço mas o mesmo não acontece quando o MDR, por qualquer razão, cai.

3 O Mercado Brasileiro de Cartões

Para tentarmos entender como limites às tarifas de intercâmbio de cartões afetariam os consumidores brasileiros é também importante notar que tem ocorrido, no Brasil, durante as últimas décadas, significativo avanço no acesso das classes mais baixas ao mercado de cartões de crédito. Para ilustrarmos esse ponto, coletamos informações sobre o acesso das famílias a cartões de crédito na Pesquisa de Orçamento Familiar (POF) do IBGE. Para a análise, utilizamos dados das pesquisas de 2002-03, 2008-09 e 2017-18, as três últimas edições da pesquisa.

A Tabela 3 mostra, nas duas últimas edições da pesquisa, para cada decil de renda domiciliar per capita, a fração de domicílios (naquele decil) em que pelo menos um indivíduo com idade acima de 18 anos tinha no mínimo um cartão de crédito. As observações estão ponderadas pelo

⁷Por exemplo, o estudo da European Commission (linha 5 na tabela) utiliza estimativas de *passthrough* de outros custos para preços para inferir o *passthrough* de MDR (*Merchant Discount Rate*) sobre preços e [Evans et al. \(2013\)](#), através de um Event Study, mostra que o teto na tarifa de intercâmbio de cartões de débito nos EUA geraram aumento no preço de ações de grandes grupos varejistas daquele país.

seu peso amostral.

Table 3: % dos Domicílios com Cartão de Crédito por Decil de Renda Domiciliar Per Capita (POF/IBGE)

Decil	2002-03 (a)	2007-08 (b)	2017-18 (c)	Var % (a)/(b)	Var % (b)/(c)	Var % (a)/(c)
1	4.46%	9.44%	19.09%	111.74%	102.29%	328.31%
2	8.42%	19.50%	25.74%	131.53%	32.02%	205.66%
3	12.76%	25.77%	35.12%	102.00%	36.30%	175.32%
4	20.74%	32.23%	42.29%	55.38%	31.24%	103.92%
5	21.35%	35.06%	45.30%	64.26%	29.18%	112.19%
6	28.55%	41.30%	49.31%	44.68%	19.39%	72.73%
7	33.94%	49.52%	56.25%	45.91%	13.60%	65.75%
8	43.85%	56.54%	61.79%	28.95%	9.28%	40.91%
9	60.36%	68.19%	72.66%	12.97%	6.55%	20.37%
10	71.08%	81.54%	85.89%	14.72%	5.33%	20.84%

Os dados da Tabela 3 mostram crescimento bastante forte na proporção de domicílios nas classes baixas em que pelo menos um indivíduo tinha cartão de crédito. Para o primeiro decil de renda, se em 2002-03 apenas 4% dos domicílios, aproximadamente, tinha acesso a cartão de crédito, em 2017-18 essa proporção tinha subido para mais de 19%, um aumento de mais de 328%. Para o segundo decil de renda esse aumento foi de 205%; para o terceiro, 175%. Em geral, durante o período 2002-03 e 2017-18 o aumento no acesso ao mercado de cartões de crédito foi evidente em todos os decis, mas esse aumento esteve na casa dos 3 dígitos para os decis de renda mais baixa.

Assim sendo, dado o avanço significativo no acesso das classes de renda mais baixas ao mercado de cartões de crédito, parece-nos bastante importante buscar entender como a demanda de indivíduos com níveis de renda diferentes reagiriam a um possível aumento em anuidades caso, assim como a Seção 2 indica, os bancos brasileiros venham a usar esse canal para recompor receitas perdidas com a introdução de teto nas tarifas de intercâmbio. De fato, se a resposta das classes mais baixas a variações na anuidade de cartões de crédito for mais contundente do que das classes mais altas, aumentos nas anuidades podem frear os movimentos ilustrados pela Tabela 3 e ter consequências distributivas relevantes. Motivados por essa questão, na próxima seção estimamos uma demandas por cartões de crédito no Brasil e discutimos suas potenciais implicações.

4 Demanda por Cartões

No Brasil, em geral, o cartão de crédito é parte de uma cesta de instrumentos financeiros oferecidos por uma instituição bancária a indivíduos que decidem abrir uma conta-corrente. Nesse caso, idealmente, um modelo de demanda por cartões de crédito deveria contemplar os dois

níveis de decisão com os quais o indivíduo se depara: primeiro a escolha do banco e, condicional à escolha do banco, a escolha da bandeira. Como os dados estão agregados pelas bandeiras dos cartões, isto é, como não observamos os emissores, abstrairmos da escolha do banco e focaremos na escolha da bandeira. Apesar dessa limitação, os modelos aqui desenvolvidos não são diferentes da maioria dos modelos de demanda por produtos diferenciados onde apenas as quantidades e preços médios das marcas estão disponíveis – para referências clássicas veja, por exemplo, [Berry et al. \(1995\)](#) e [Nevo \(2001\)](#); veja também [Hausman et al. \(1994\)](#) e [Hausman and Leonard \(2002\)](#) para trabalhos de estimação de demanda que utilizam estrutura de dados parecida com a nossa mas metodologias diferentes. Considerações adicionais sobre esse aspecto do modelo, de qualquer forma, são discutidas na Seção 4.4.

Estimaremos dois tipos de modelos. O primeiro é um modelo Multinomial Logit ([McFadden et al., 1973](#)) muito próximo ao estimado em [Rysman \(2007\)](#), [Ching and Hayashi \(2010\)](#), [Arango et al. \(2015\)](#), [Carbó-Valverde and Liñares-Zegarra \(2011\)](#) e [Koulayev et al. \(2016\)](#).⁸ O segundo modelo é um modelo de coeficientes aleatórios similar ao proposto em [Berry et al. \(1995\)](#) – às vezes utilizamos a sigla BLP quando nos referirmos a esse segundo modelo. Ambos os modelos são largamente utilizados para a estimação de demanda por produtos diferenciados em vários mercados com base em dados agregados de market shares e preços médios de cada produto ([Berry et al., 1995](#); [Nevo, 2000a,b](#); [Dubé et al., 2009, 2010](#)). A seguir, descrevemos esses modelos.

4.1 Modelos

Tendo em vista as limitações discutidas acima, para a estimação do modelo de escolha discreta por cartões de crédito, assumimos que no período t um indivíduo i escolhe uma bandeira de cartão de crédito j entre $J \geq 1$ opções de bandeiras e uma *outside option* (i.e. a opção de não ter cartão de crédito algum). Assumimos que a utilidade indireta que o indivíduo i obtém se ele escolher a bandeira j no período t é:

$$u_{ijt} = \tilde{\beta}_{it}p_{jt} + \xi_j + \gamma_j \mathbf{x}_{jt} + \xi_{jt} + \varepsilon_{ijt}, \quad (1)$$

$$\tilde{\beta}_{it} = \beta + \sum_r z_{rit} \beta_r^o + \beta^u v_{it}, \quad (2)$$

onde, a variável p_{jt} representa a taxa de anuidade da bandeira j ; \mathbf{x}_{jt} condensa atributos da bandeira j que afetam a demanda por cartões e são observados pelo econometrista; ξ_j é um efeito fixo de bandeira, capturando atributos da bandeira j que são fixos no tempo mas que não são diretamente observados pelo econometrista e ξ_{jt} representa atributos da bandeira j

⁸Com a diferença que os quatro primeiros modelam o uso de cartões ao invés da demanda por cartões e o último modela o uso e a demanda ao mesmo tempo.

que também não são observados pelo economista mas que variam no tempo. Esse último elemento pode conter, por exemplo, o tamanho da rede da bandeira j , além de outros elementos que as bandeiras levam em consideração quando definem a anuidade de seus cartões. Por fim, ε_{ijt} é um choque idiossincrático independente e identicamente distribuído (iid) com distribuição Extreme Value Type I (Rysman, 2007; Ching and Hayashi, 2010; Arango et al., 2015; Carbó-Valverde and Liñares-Zegarra, 2011; Koulayev et al., 2016).

Seguindo Berry et al. (1995) o coeficiente β_{it} é decomposto em uma constante, β , características observadas dos consumidores, z_{rit} , e características não observadas dos consumidores, v_{it} , isto é, características do indivíduo i que são relevantes para explicar a sua escolha mas que não estão incluídas no vetor $\mathbf{Z}_{it} = \{z_{rit}\}_r$. Em outras palavras, o efeito da anuidade do cartão de crédito j na utilidade que o indivíduo deriva a partir da escolha daquele cartão pode variar de indivíduo para indivíduo, a depender de características observadas e não observadas dos mesmos.

Dessa forma, substituindo a equação (2) na equação (1) obtemos:

$$u_{ijt} = \delta_{jt} + \sum_r p_{jt} z_{rit} \beta_r^o + p_{jt} v_{it} \beta^u + \varepsilon_{ijt}, \quad (3)$$

$$\delta_{jt} = \beta p_{jt} + \gamma_j \mathbf{x}_{jt} + \xi_j + \xi_{jt}. \quad (4)$$

Também assumimos que os consumidores têm a opção de não ter nenhum cartão de crédito e indexamos esta escolha por $j = 0$. Normalizamos $u_{i0t} = \xi_{0t} + \varepsilon_{i0t}$. Novamente, o termo ε_{i0t} é um choque idiossincrático iid com distribuição Extreme Value type I e ξ_{0t} que captura variações no valor da *outside option*, ou seja, choques agregados que afetam a demanda por cartões de todas as marcas naquele período de tempo. Com base nesse conjunto de hipóteses o consumidor escolhe a opção $j \in \{0, 1, \dots, J\}$ que maximiza a sua utilidade. A solução desse problema dá origem à demanda por cartões de crédito do indivíduo i :

$$S_{ijt}(\mathbf{p}_t) = \frac{\exp(\delta_{jt} + \sum_r p_{jt} z_{rit} \beta_r^o + p_{jt} v_{it} \beta^u)}{\sum_k \exp(\delta_{kt} + \sum_r p_{kt} z_{rit} \beta_r^o + p_{kt} v_{it} \beta^u)}, \quad (5)$$

onde, S_{ijt} é a probabilidade do indivíduo i escolher um cartão de crédito bandeira $j > 0$ no período t e $\mathbf{p}_t = \{p_{jt}\}_j$ é o vetor de anuidades cobradas por cada bandeira no período t . Para a opção $j = 0$ o argumento dentro da exponencial é igual a ξ_{0t} , de tal forma que a demanda pela *outside option* é:

$$S_{i0t}(\mathbf{p}_t) = \frac{\xi_{0t}}{\sum_k \exp(\delta_{kt} + \sum_r p_{kt} z_{rit} \beta_r^o + p_{kt} v_{it} \beta^u)}. \quad (6)$$

Agregando entre indivíduos obtemos:

$$S_{jt}(\mathbf{p}_t) = \int S_{ijt}(\mathbf{p}_t) dF(\mathbf{Z}_{it}, v_{it}), \quad (7)$$

onde, $F(\cdot)$ é a função de distribuição acumulada conjunta das características observadas e não observadas dos indivíduos.

4.2 Dados e Estimação

Estimaremos duas versões do modelo desenvolvido acima. Na versão mais simples fixamos $\tilde{\beta}_{it} = \beta$ na equação (2), ou seja, assumimos que a sensibilidade da utilidade dos indivíduos à anuidade é a mesma para todos indivíduos (ou seja, não depende de características observáveis e não observáveis dos indivíduos). Nesse caso, a equação (5) se torna:

$$S_{ijt}(\mathbf{p}_t) = \frac{\exp(\delta_{jt})}{\sum_k \exp(\delta_{kt})}, \quad (8)$$

com δ_{jt} para $j > 0$ definido pela equação (4) e $\delta_{0t} = \xi_{0t}$. Esse modelo também é conhecido como modelo Multinomial Logit. Note que como a demanda (8) não depende de características dos indivíduos então $S_{jt}(\mathbf{p}_t) = S_{ijt}(\mathbf{p}_t)$, isto é, (8) define a demanda de mercado pela bandeira j . Dividindo (8) por $S_{0t}(\mathbf{p}_t)$, isto é, pelo share da *outside option*, e tomando o \ln dos dois lados da equação resultante obtemos:

$$\ln(S_{jt}) - \ln(S_{0t}) = p_{jt}\beta + \gamma\mathbf{x}_{jt} + \xi_j - \xi_{0t} + \xi_{jt}. \quad (9)$$

Para estimarmos esse modelo utilizamos dados sobre o mercado de cartões de crédito obtidos através do site do Banco Central do Brasil.⁹ Esses dados contêm informações sobre o número total de cartões ativos de cada uma das principais bandeiras e a anuidade média cobrada sobre os cartões de cada bandeira. Os dados são trimestrais; as séries históricas se iniciam no primeiro trimestre de 2011 e terminam no último trimestre de 2020. Esses dados estão disponíveis para as seguintes bandeiras: Visa, MasterCard, American Express, Diners Club, Elo e Hipercard.¹⁰

⁹Adendos Estatísticos da Pesquisa de Instrumentos de Pagamento, versão 2020.

¹⁰Em Novembro de 2018 a Elo Participações adquiriu os direitos da bandeira Diners Club no Brasil, e os emissores passam a emitir cartões com a bandeira Elo Diners Club. A partir do primeiro trimestre de 2019 a bandeira Diners Club, portanto, sai do mercado.

Table 4: Market Shares e Anuidades Médias (em centenas de Reais) de cada Bandeira

	American Express		Diners Club		Elo		Hipercard		MasterCard		Visa	
	Share	p	Share	p	Share	p	Share	p	Share	p	Share	p
2011	1.12%	1.1	0.19%	2.1	0.02%	0.4	3.25%	0.0	21.94%	0.9	23.23%	1.0
2012	1.17%	0.6	0.18%	2.3	0.16%	0.8	3.13%	0.0	21.23%	0.9	22.43%	1.0
2013	1.07%	0.9	0.18%	2.0	0.54%	0.6	2.99%	0.4	22.13%	0.9	22.45%	1.0
2014	0.92%	1.1	0.18%	1.6	1.02%	0.6	2.94%	1.7	23.14%	1.1	22.11%	1.1
2015	0.84%	1.0	0.16%	1.9	1.28%	0.8	2.95%	1.5	23.77%	1.5	22.53%	1.4
2016	0.68%	0.9	0.13%	1.8	1.52%	0.7	2.68%	1.6	24.51%	1.5	22.19%	1.4
2017	0.50%	0.8	0.11%	1.7	1.85%	0.6	2.34%	1.7	25.59%	1.7	20.67%	1.5
2018	0.82%	1.8	0.10%	1.7	2.34%	0.8	2.11%	1.6	28.49%	1.9	20.28%	1.6
2019	0.74%	1.8	-	-	4.34%	0.7	1.92%	1.8	36.49%	1.7	23.57%	1.6
2020	0.38%	2.0	-	-	4.85%	1.0	1.37%	1.2	41.91%	1.5	24.92%	1.5

Para a construção do market share das bandeiras precisamos de uma estimativa de tamanho do mercado potencial de cartões de crédito no Brasil. Assumimos que o mercado potencial de cartões de crédito no Brasil é de 160 milhões de cartões ou, aproximadamente, 80% da população. Essa fração equivale, segundo dados do Banco Central, à fração da população brasileira com relacionamento bancário estável.¹¹ A estimativa do share da *outside option*, dessa forma, é igual a um menos a soma do market share de cada bandeira (tendo como base este mercado potencial). Estratégias similares foram adotadas em estimações de demanda em diversos outros mercados.¹² As anuidades médias cobradas por cada bandeira também fazem parte dessa mesma base de dados e são reportadas pelo Banco Central já deflacionadas pelo IPCA/IBGE. A Tabela 4 mostra as médias anuais dos market shares e as anuidades médias (em centenas de Reais) cobradas por cada bandeira.

Um aspecto relevante é que esse termo de erro também deve carregar outros atributos da bandeira j que não são observados pelo economista e que podem estar correlacionados com anuidades. De fato, é razoável imaginar que p_{jt} esteja correlacionado com ξ_{jt} pois se o último termo representa um atributo não observado da marca então bandeiras com ξ_{jt} maior tenderiam a cobrar uma anuidade maior em seus cartões (já que ξ_{jt} é observado pelas firmas e consumidores mas não pelo economista). Esse problema é comum em estimações de modelos de demanda dessa natureza e, por conta disso, a equação (9) é estimada utilizando-se instrumentos para preços.¹³

¹¹ Informação obtida a partir de <https://www.bcb.gov.br/nor/releidfin/cap01.html>.

¹² Veja, por exemplo, [Berry et al. \(1995\)](#) e [Nevo \(2001\)](#). De qualquer forma, na Seção 4.3.2 mostramos que as nossas estimativas são pouco sensíveis a variações nessa hipótese.

¹³ Um outro aspecto importante desse mercado é que a existência de externalidades de rede, ou seja, a demanda por cartões depende do número de pontos de venda que aceitam esse cartão e vice-versa. Esse efeito sugere que o termo de ξ_{jt} também seja função do número de pontos de venda que aceitam o cartão da bandeira j . Como não observamos o número de ponto de vendas de cada marca incluímos na regressão um tendência temporal específica para cada bandeira. Como a aceitação de cartões está crescendo consistentemente no período a tendência temporal

Assim sendo, a estimação desses modelos depende da disponibilidade de instrumentos para anuidades. A grande maioria das estimações desse tipo de demanda utiliza como instrumentos (funções de) características observáveis (exceto preços) dos competidores (Berry et al., 1995) ou, quando um painel contendo informações de diferentes mercados geográficos está disponível, preços cobrados pela mesma marca em outras regiões (Hausman et al., 1994; Hausman and Leonard, 2002). No nosso caso, nenhum desses instrumentos está disponível pois não observamos nenhuma outra característica das bandeiras exceto preços e porque não observamos esses preços para mercados regionais, apenas para o mercado nacional.

Para resolvermos esse problema, coletamos no *Google Trends* informações sobre a intensidade de buscas no Brasil por cada uma das bandeiras. Para Amex, Diners, Visa e Mastercard, o *Google Trends* reconhecia as bandeiras e nos dava a opção de escolher buscas relacionadas exatamente à bandeira e não a tópicos correlatos – por exemplo, evitando assim buscas por “Visa” com o sentido de “visto”; no caso de Hipercard e Elo o mesmo não acontecia, de tal forma que buscamos por “cartão Hipercard” e “cartão Elo”. Assim como em Farronato and Fradkin (2022) e Cazaubiel et al. (2020) a nossa interpretação é que essa variável captura a popularidade de cada bandeira, refletindo, por exemplo, o efeito de campanhas publicitárias. Dessa forma, assim como em Farronato and Fradkin (2022), para evitarmos um problema de causalidade reversa entre market shares e a intensidade de buscas no *Google Trends*, incluímos essa variável defasada em um trimestre na utilidade (como parte do vetor x_{jt}) e daqui para frente, representaremos essa variável por x_{jt-1} . A correlação entre x_{jt-1} e market shares é de aproximadamente 62% (estatisticamente significativa a 1%). Assim como em Berry et al. (1995), para estimarmos a equação (9) utilizamos a média de $\{x_{kt-1}\}_{k \neq j}$ interagida com uma dummy de bandeira como instrumento para p_{jt} . Na Seção 4.4 discutimos com mais detalhes a validade dessa hipótese no contexto desse trabalho.

Para a estimação do modelo (7) assumimos que o vetor contendo as características observáveis do indivíduo i que afetam sua sensibilidade a variações em p_{jt} , isto é, o vetor Z_{it} , contém renda do indivíduo normalizada entre $[0, 1]$ e o quadrado dessa variável.¹⁴ Com essa formulação podemos testar se indivíduos com maior renda são mais (ou menos) elásticos com relação a variações nas anuidades cobradas pelos cartões de crédito. Seguindo a literatura (Berry et al., 1995; Nevo, 2000a) assumimos que o outro componente de $\tilde{\beta}_{it}$, v_{it} , tem distribuição Normal padrão e é independente de Z_{it} . Aproximamos então a demanda agregada (7) via simulação de Monte Carlo utilizando 150 sorteios aleatórios de v_{it} a partir da distribuição Normal padrão. Para a distribuição de renda sorteamos, em cada trimestre, 150 indivíduos da PNAD contínua.¹⁵ Finalmente, também utilizando a média de $\{x_{kt}\}_{k \neq j}$ interagida

específica para cada bandeira parece uma boa alternativa para capturarmos esse efeito.

¹⁴Assim como em Costa et al. (2019) utilizamos uma normalização min-max – isto é, para qualquer $x \in [a, b]$ e $a, b \in \mathbb{R}$ and $b > a$, $\tilde{x} = \frac{x-a}{b-a}$ é o valor normalizado de x no intervalo $[0, 1]$.

¹⁵Desde 2012 a PNAD passou a ser divulgada trimestralmente. Essa nova versão, que substitui a versão anterior,

com dummy de bandeira como instrumento para p_{jt} e estimamos os parâmetros do modelo (7) utilizando o estimador GMM desenvolvido em [Berry et al. \(1995\)](#).

4.3 Estimativas

Mostramos agora os resultados das estimações dos dois modelos de escolha discreta. Nos modelos básicos incluímos no conjunto de escolhas as 6 maiores bandeiras de cartão de crédito que operavam no Brasil durante o período em que os dados estão disponíveis. Essas bandeiras são Amex, Diners Club, Elo, Hipercard, Mastercard e Visa além de uma *outside option*. Conforme dissemos, em nosso modelo básico, assumimos que o mercado potencial de cartões de crédito é de 160 milhões de cartões. Logo após a exposição das estimativas dos nossos modelos básicos analisamos a robustez dos principais resultados a alterações nessas hipóteses. Terminamos a seção com uma discussão sobre algumas limitações dos nossos resultados.

4.3.1 Modelos Básicos

A Tabela 5 contém as estimativas do parâmetro β , isto é, da sensibilidade da utilidade com relação a variações na anuidade para cinco modelos diferentes: Multinomial Logit estimado por OLS com base na equação (8) sem nenhum controle (coluna 1); mesmo modelo com dummies de bandeira, de ano e com uma tendência temporal para cada bandeira assim como em [Hausman and Leonard \(2002\)](#) (coluna 2),¹⁶ com todas essas variáveis mais a variável de intensidade das buscas pela bandeira no *Google* interagindo com dummy de bandeira (coluna 3); e, finalmente, essa última especificação estimada utilizando como instrumentos para p_{jt} a média de $\{x_{kt}\}_{k \neq j}$, onde x_{kt} é a intensidade de buscas no *Google* da bandeira k no período t , interagindo com dummy de bandeira (coluna 4); e, utilizando a mesma especificação para a utilidade média e os mesmos instrumentos, o modelo de coeficientes aleatórios, isto é, o modelo (7) em que β_{it} é função da renda, do quadrado da renda e do termo não observável v_{it} (coluna 5). Em todos os modelos os erros-padrão estão agrupados (*clustered*) por bandeira.¹⁷

com divulgação anual, é denominada Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínuos (PNADC). A PNADC é um painel rotativo em que cada família é acompanhada por determinado período e, com um terço das famílias previamente acompanhadas sendo substituídas a cada rodada. Como nossos dados se iniciam em 2011, utilizamos a PNAD (versão anual) em 2011 (em 2011 extraímos 600 sorteios, 150 para cada trimestre) e a PNADC de 2012 a 2020.

¹⁶As dummies de ano capturam o efeito de variações na utilidade da *outside option* ou, seja, capturam o efeito de choques agregados na demanda por cartões.

¹⁷Para os modelos BLP, excluimos da amostra o primeiro trimestre de 2011 pois quando incluíamos essas observações na amostra o algoritmo que utilizamos apresentava problemas de convergência em várias especificações. De qualquer forma, como se verá nas nossas discussões sobre a robustez das estimativas, a exclusão de outros períodos de tempo parece ter tido pouco efeito em nossas conclusões.

Table 5: Estimativas Modelos de Escolha Discreta

	OLS	OLS	OLS	IV	BLP
p	-0.0300 [1.1149]	0.1940 [0.2233]	0.1713 [0.2423]	-0.2222* [0.1240]	-0.0448 [0.311]
β_{Income}^o					-13.92 [33.24]
$\beta_{Income^2}^o$					38.86 [41.09]
β^u					0.000023 [3.525]
Estatística F 1o Estágio				19	
N	232	232	232	232	226
Dummy de Bandeira	Não	Sim	Sim	Sim	Sim
Dummy de Ano	Não	Sim	Sim	Sim	Sim
Tendência Temporal	Não	Sim	Sim	Sim	Sim
Controles	Não	Não	Sim	Sim	Sim

Note: Erro-padrão *clustered* por bandeira entre colchetes. (***) $p \leq 0.01$, (**) $p \leq 0.05$, (*) $p \leq 0.1$.

Os resultados mostram que o coeficiente β é estatisticamente significativo a 10% apenas no Multinomial Logit estimado com variáveis instrumentais (coluna 4). Nesse modelo, a estatística F da significância conjunta dos instrumentos no primeiro estágio é 19, indicando que, de fato, os instrumentos estão correlacionados com a variável endógena. Com a utilização dos instrumentos o coeficiente β torna-se negativo (conforme o esperado). Por fim, a estimação do modelo de coeficientes aleatórios com o mesmo conjunto de instrumentos produz estimativas negativas para β mas esse coeficiente não é significativo a 10%. Os coeficientes da interação de preço com renda, β_{Income}^o , renda ao quadrado, $\beta_{Income^2}^o$, e com o termo não observável v_{it} , β^u , também não são estatisticamente significantes a 10% – as estimativas do coeficiente associado ao termo v_{it} , em particular, são bem baixas.

Em seguida, computamos as elasticidades-preço próprias e cruzadas do share das bandeiras. Essas elasticidades no modelo BLP são dadas, respectivamente, por:

$$\eta_{jjt} = \frac{\partial S_{jt}}{\partial p_{jt}} \cdot \frac{p_{jt}}{S_{jt}} = \frac{p_{jt}}{S_{jt}} \int \beta_{it} S_{ijt} (1 - S_{ijt}) dF(\mathbf{Z}_{it}, v_{it}),$$

e,

$$\eta_{jkt} = \frac{\partial S_{jt}}{\partial p_{kt}} \cdot \frac{p_{kt}}{S_{jt}} = -\frac{p_{kt}}{S_{jt}} \int \beta_{it} S_{ijt} S_{ikt} dF(\mathbf{Z}_{it}, v_{it}),$$

onde, η_{jjt} é a elasticidade da bandeira j com relação a variações na anuidade da bandeira j no período t , η_{jkt} é a elasticidade da bandeira j com relação à variação na anuidade da bandeira $k \neq j$ no período t ; S_{ijt} é dado por (5) e S_{jt} por (7). No modelo Multinomial Logit essas

elasticidades são $\eta_{jkt} = p_{jt}\beta(1 - S_{jt})$ e $\eta_{jkt} = -p_{jt}\beta S_{jt}$, respectivamente, com S_{jt} dado por (8). Como essas elasticidades dependem de t , computamos esses números para vários períodos. Como a variação das elasticidades entre períodos é pequena mostramos aqui apenas as elasticidades referentes ao primeiro trimestre de 2016 (aproximadamente o meio da nossa amostra). Os resultados para o modelo BLP (coluna 5 na Tabela 5) estão na Tabela 6 e para o modelo Multinomial Logit (coluna 4 na Tabela 5) estão na Tabela 7.

Table 6: Elasticidades BLP – Primeiro Trimestre de 2016

	Amex	Elo	Hipercard	MasterCard	Diners Club	Visa
Amex	-0.1665	0.0019	0.0070	0.0565	0.0004	0.0493
Elo	0.0012	-0.1429	0.0071	0.0576	0.0004	0.0503
Hipercard	0.0011	0.0017	-0.2546	0.0520	0.0004	0.0451
MasterCard	0.0011	0.0017	0.0066	-0.1852	0.0004	0.0461
Diners Club	0.0011	0.0016	0.0064	0.0510	-0.2812	0.0442
Visa	0.0011	0.0018	0.0067	0.0538	0.0004	-0.1756

De acordo com a tabela, as elasticidades produzidas pela nosso modelo BLP básico são relativamente baixas. Para as duas principais bandeiras, Visa e Mastercard, a elasticidade-própria é aproximadamente -0.18. As elasticidades cruzadas são ainda mais baixas, indicando que a substituição entre bandeiras é também reduzida. Padrões similares são obtidos quando utilizamos a demanda Multinomial Logit. Ainda que essas últimas sejam maiores do que as referentes ao modelo BLP, as elasticidades próprias e cruzadas continuam relativamente baixas.¹⁸

Table 7: Elasticidades Multinomial Logit – Primeiro Trimestre de 2016

	Amex	Elo	Hipercard	MasterCard	Diners Club	Visa
Amex	-0.2070	0.0024	0.0102	0.0804	0.0006	0.0688
Elo	0.0016	-0.1722	0.0102	0.0804	0.0006	0.0688
Hipercard	0.0016	0.0024	-0.3590	0.0804	0.0006	0.0688
MasterCard	0.0016	0.0024	0.0102	-0.2462	0.0006	0.0688
Diners Club	0.0016	0.0024	0.0102	0.0804	-0.4087	0.0688
Visa	0.0016	0.0024	0.0102	0.0804	0.0006	-0.2294

4.3.2 Robustez

Analisamos, a seguir, a sensibilidade dos nossos resultados a alterações em algumas hipóteses que utilizamos para estimar nossos modelos. Primeiro, fizemos todas as estimações excluindo da nossa amostra a bandeira Diners Club. Essa bandeira teve, ao longo dos anos cobertos pela nossa amostra, share abaixo de 1% e ela sai do mercado a partir de 2019. Os resultados nas

¹⁸Note que no Multinomial Logit as elasticidades cruzadas não dependem da bandeira (isto é, são iguais ao longo da coluna) o que reflete uma propriedade desse modelo conhecida como Independência das Alternativas Irrelevantes.

Table 8: Estimativas Modelos de Escolha Discreta

	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]
p	-0.1781 [0.1208]	0.1314047 [1.147]	-0.2202* [0.1240]	0.063637 [0.2161]	-0.0687 [0.0869]	-0.0406 [0.2459]	-0.1585 [0.4104]
β_{Income}^o		-35.78 [192.71]		-30.44647 [39.240]		-0.4176 [20.357]	1.6550 [28.670]
$\beta_{Income^2}^o$		59.90 [187.24]		50.11937 [42.952]		-1.2359 [116.862]	
β^u		0.000000542 [16.49]		2.70E-07 [2.626]		6.72E-07 [10.11]	9.09E-06 [6.1189]
Estatística F 1o Estágio	20		19		14		
N	200	200	232	226	192	192	226

Note: Erro-padrão *clustered* por bandeira entre colchetes. (***) $p \leq 0.01$, (**) $p \leq 0.05$, (*) $p \leq 0.1$.

colunas 1 e 2 da Tabela 8 contém os coeficientes do Multinomial Logit e do BLP para os modelos análogos aos modelos nas duas últimas colunas da Tabela 5 mas estimados excluindo-se a bandeira Diners Club da amostra. A magnitude das estimativas do coeficiente que multiplica o preço são qualitativamente próximas às estimativas mostradas na Tabela 5 para o Multinomial Logit mas não são estatisticamente significantes; para o modelo BLP essas estimativas ficam com o sinal positivo mas continuam não significantes estatisticamente. Computamos as elasticidades próprias associadas ao modelo Multinomial Logit mas não para o modelo BLP, dado que para este último a estimativa do coeficiente associado ao preço era positiva. As elasticidades próprias associadas ao Multinomial Logit estão na primeira coluna da Tabela 9. Em geral as elasticidades continuam baixas e não muito distantes daquelas mostradas na Tabela 7.¹⁹

Nas colunas 3 e 4 da Tabela 8 reestimamos os mesmos modelos incluindo novamente Diners Club na amostra mas aumentando o tamanho do mercado potencial de 160 milhões para 200 milhões. Como mostramos anteriormente, as elasticidades próprias do BLP e do Multinomial Logit são inversamente proporcionais (em valores absolutos) ao share de cada bandeira. Se subestimarmos o tamanho do mercado potencial superestimaremos o share de cada bandeira e subestimaremos as elasticidades. Os coeficientes estimados com o mercado potencial de 200 milhões de cartões são novamente próximos aos dos nossos modelos básicos no caso do Multinomial Logit; no caso do BLP, as estimativas do coeficiente associado ao preço é novamente positiva mas não é estatisticamente significativa. As elasticidades subjacentes ao Multinomial Logit com uma definição diferente de mercado potencial estão na coluna 3 da Tabela 9 e, da mesma forma, continuam relativamente baixas.

Nas colunas 5 e 6 excluimos os anos de 2019 e 2020 da amostra pois, segundo informações do Banco Central, a partir do último trimestre de 2018 a amostra passa a incluir novos infor-

¹⁹Por simplicidade, não mostramos as elasticidades cruzadas para nenhum desses modelos alternativos. De qualquer forma, não notamos qualquer diferença relevante entre as estimativas de elasticidades cruzadas dos modelos alternativos e aquelas que aparecem nas tabelas 6 e 7.

mantas, alterando, possivelmente, preços médios e market shares.²⁰ Quando retiramos essas observações da amostra o coeficiente do Multinomial Logit – coluna 5 da Tabela 8 – deixa de ser significativo a 10%; o coeficiente do modelo BLP – coluna 6 da Tabela 8 – é negativo mas continua não significativo a 10%. As elasticidades referentes ao modelo Multinomial Logit estão na coluna 5 da Tabela 9 e são ainda menores em valores absolutos quando comparamos com os modelos anteriores. O mesmo pode ser dito para as elasticidades do modelo BLP. Finalmente, estimamos um modelo BLP excluindo o quadrado da renda do modelo – isto é o coeficiente β_{it} na equação (2) passa a ser função apenas da renda e do termo não observável v_{it} . Nesse modelo – coluna 7 da Tabela 8 – o coeficiente do preço continua não significativo (um pouco maior em valores absolutos); o coeficiente da interação entre o preço e a renda e da interação entre o preço e v_{it} continuam não significantes. As elasticidades referentes a esse modelo – coluna 7 da Tabela 9 – são, em geral, menores (em valores absolutos) do que as mostradas na Tabela 6.

Table 9: Elasticidades Modelos Alternativos – Primeiro Trimestre de 2016

	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]
Amex	-0.1659	-	-0.2056	-	-0.0640	-0.0432	-0.1287
Elo	-0.1380	-	-0.1713	-	-0.0532	-0.0359	-0.1072
Hipercard	-0.2877	-	-0.3585	-	-0.1110	-0.0748	-0.2217
MasterCard	-0.1974	-	-0.2657	-	-0.0761	-0.0513	-0.1526
Diners Club	-	-	-0.4052	-	-0.1264	-0.0851	-0.2519
Visa	-0.1839	-	-0.2459	-	-0.0709	-0.0478	-0.1423

Importante ressaltar, finalmente, que para o modelo BLP as estimativas de todos coeficientes, em particular os das interações de preços com renda e com v_{it} , são bastante imprecisas e instáveis, sugerindo que, de fato, as estimativas do modelo Multinomial Logit parecem mais confiáveis em geral do que as do modelo BLP. Parte das dificuldades de obtermos estimativas precisas para os coeficientes do modelo BLP – em particular para as estimativas das interações entre preço e renda – devem estar associadas ao nível de agregação dos dados. De fato, dado o formato da amostra, a distribuição da renda varia apenas no tempo e a variação nos dados de renda, portanto, não deve ser suficiente para identificarmos o efeito da renda na sensibilidade dos consumidores a alterações nas anuidades médias. Nesse sentido, não é possível descartar que a resposta dos consumidores a variações na anuidade dos cartões seja função do nível de renda dos consumidores e uma investigação mais profunda da sensibilidade de consumidores com diferentes níveis de renda à variação nas anuidades deve trazer informações relevantes sobre possíveis efeitos distributivos de alterações no funcionamento desse mercado.²¹

²⁰Veja Carta Circular 3922/2018 do Banco Central.

²¹Nesse sentido, a disponibilização de uma base de dados com informações desagregadas por regiões geográficas (estados, por exemplo) deve ajudar bastante.

De qualquer forma, como as elasticidades médias são relativamente baixas, uma potencial implicação dos nossos resultados é que aumento nas anuidades pode se configurar, de fato, como um canal viável que os bancos utilizem para recomposição de perdas de receitas causadas por limites à tarifa de intercâmbio nesse mercado. Além disso, se o *passthrough* do lado dos consumidores for inversamente proporcional às elasticidades da demanda, essas elasticidades sugerem que os aumentos de anuidades para os consumidores podem ser não triviais.

4.4 Discussão

As estimativas reportadas acima indicam, portanto, que a elasticidade da demanda com relação a variações nas anuidades médias pagas pelos consumidores são baixas. Resultados parecidos foram encontrados em [Huynh et al. \(2019\)](#) que mostram, usando dados do Canadá, que a adoção de cartões de crédito por parte dos consumidores é relativamente inelástica a alterações nos custos de utilização desse instrumento. Nossas estimativas, entretanto, dependem de uma série de hipóteses, grande parte delas explicada pelas limitações dos dados disponíveis. No que se segue, discutimos essas limitações e, sempre que possível, suas implicações para os nossos resultados.

Primeiro, para derivarmos o modelo acima, estamos abstraindo do fato de que a escolha da bandeira do cartão está atrelada ultimamente à escolha da instituição financeira que emite o cartão e, portanto, da importância da competição entre bancos na determinação dessas anuidades. Apesar dessa limitação, essa formulação é consistente com a grande maioria de trabalhos que analisam a demanda de produtos diferenciados. Essencialmente a grande maioria dos trabalhos que envolvem a estimação de demanda dispõem do market share e do preço médio das marcas em determinados mercados geográficos e abstraem da importância da competição entre varejistas na determinação de preços – veja, por exemplo, [Berry et al. \(1995\)](#), [Nevo \(2001\)](#), [Dubé et al. \(2010\)](#), [Dubé et al. \(2008\)](#), [Chintagunta et al. \(2003\)](#) e [Mysliwski et al. \(2022\)](#) entre muitos outros.

De qualquer forma, ressaltamos que independente da forma como derivamos o modelo (indivíduos escolhendo diretamente uma bandeira de cartão de crédito que maximize determinada função utilidade) e, portanto, da interpretação estrutural que estamos dando a seus parâmetros, o que estamos fazendo, em essência, é projetar market shares em preços e outras variáveis levando em consideração possível correlação entre preços e características não observáveis da bandeira, ξ_{jt} . Dentro dessa perspectiva, o parâmetro β , mede apenas o efeito de variações em anuidades de cartões de crédito na distribuição de market shares (relativos) das bandeiras.²²

Em segundo lugar, para derivarmos o modelo, assumimos que o indivíduo escolhe apenas

²²Por outras razões, [Gentzkow et al. \(2019\)](#) também propõem modelo de escolha discreta assumindo, diretamente, que a variável de escolha (discreta) dos agentes tem distribuição multinomial (ao invés de derivar essa distribuição a partir do processo de escolha dos agentes).

uma das alternativas dentro do conjunto de escolhas e que o indivíduo tem a sua disposição todas as opções do conjunto. No caso brasileiro a primeira hipótese parece razoável já que boa parte da população parece possuir no máximo um cartão de crédito.²³ No caso da segunda hipótese, os resultados acima parecem indicar que a exclusão de uma das bandeiras do conjunto de escolha não teve reflexos importantes sobre as estimativas de elasticidade das outras bandeiras, em especial das duas maiores, Visa e MasterCard. As duas hipóteses, de qualquer forma, estão em linha com outros trabalhos empíricos na área (Berry et al., 1995; Nevo, 2001).

Em terceiro lugar, a nossa hipótese de identificação do coeficiente que mede o efeito de variações na anuidade sobre a demanda por cartões é que a variável que mede a intensidade de buscas pelos concorrentes da bandeira j no *Google* no período $t - 1$ não esteja correlacionada com $\tilde{\xi}_{jt}$. Essa hipótese seria violada, por exemplo, se algum atributo da bandeira que não é considerado no modelo se alterar sistematicamente em resposta a variações na intensidade de buscas dos concorrentes no período anterior (por exemplo se, em resposta ao crescimento nas buscas por um concorrente, a bandeira j aumente gastos com campanhas publicitárias e benefícios para os consumidores). Ainda que esse tipo de correlação não possa ser descartado, a introdução da tendência temporal específica a cada bandeira, dummies de bandeira e dummies de ano nas estimações serve para reduzir essa preocupação.

5 Conclusões

Neste trabalho buscamos analisar os efeitos de limites às tarifas de intercâmbio em cartões de crédito sobre os consumidores. Primeiro, uma extensa análise da literatura mostrou que reação comum dos bancos emissores com perdas de receita causadas por limites nas tarifas de intercâmbio foi a significativa elevação de tarifas cobrados sobre serviços bancários – incluindo anuidade de cartões. Em seguida, utilizando dados da Pesquisa de Orçamento Familiar do IBGE, mostramos que houve, durante os últimos anos, aumento expressivo na inclusão de famílias brasileiras de baixa renda ao mercado de cartões de crédito. Entre 2002 e 2017, por exemplo, o percentual de domicílios no último decil de renda (isto é, os 10% com renda domiciliar per capita mais baixa) em que pelo menos um indivíduo maior do que dezoito anos tinha pelo menos um cartão de crédito saltou de aproximadamente 4.5% para mais de 19%; no penúltimo decil, essas frações foram de 8.4% em 2002 para quase 26% em 2017; no antepenúltimo, foram de 12.8% para mais de 35%. Assim sendo, se esses consumidores de baixa renda forem mais sensíveis à variação na anuidade dos cartões (ou a tarifas bancárias em geral) alterações no funcionamento do mercado que levem a aumento nessas tarifas podem funcionar como freio a esse movimento e ter consequências distributivas relevantes.

²³Segundo dados da POF/IBGE (Pesquisa de Orçamento Familiar do IBGE) mais de 93% da população tinha no máximo um cartão de crédito.

Motivados por estes fatos, estimamos modelos de demanda por cartões para tentarmos entender como consumidores de diferentes níveis de renda reagiriam à elevação das anuidades de cartões de crédito. Estimamos dois modelos de escolha discreta. O primeiro é um modelo Multinomial Logit (McFadden et al., 1973) muito próximo ao estimado em Rysman (2007). O segundo modelo é um modelo de coeficientes aleatórios similar ao proposto em Berry et al. (1995) (modelo BLP). As nossas estimativas sugerem que a elasticidade da demanda com relação à anuidade de cartões de crédito é, na média, relativamente baixa, variando em torno de 0.2 (em valores absolutos) – abaixo desse valor em muitos casos. Para o modelo BLP assumimos que a sensibilidade da utilidade indireta dos consumidores à anuidade cobrada pelos cartões de crédito era função da renda. Como dissemos, a ideia era entender se indivíduos com renda menor são mais sensíveis a variações nas anuidades. Para este modelo, entretanto, as estimativas obtidas foram bastante imprecisas e instáveis o que, pelo menos em parte, parece refletir limitações na disponibilidade dos dados. Estimativas das elasticidades médias próximas de zero, de qualquer forma, indicam que aumento em anuidades de cartões pode, de fato, ser um canal de recomposição de receitas caso os bancos emissores venham a ser negativamente afetados por limites nas tarifas de intercâmbio de cartões de crédito. Além disso, se o *passthrough* do lado dos consumidores for inversamente proporcional às elasticidades da demanda, essas elasticidades sugerem que os aumentos de anuidades para os consumidores podem ser não triviais.

References

- AGARWAL, S., S. CHOMSISENGPHET, N. MAHONEY, AND J. STROEBEL (2015): “Regulating consumer financial products: Evidence from credit cards,” *The Quarterly Journal of Economics*, 130, 111–164.
- ARANGO, C., K. P. HUYNH, AND L. SABETTI (2015): “Consumer payment choice: Merchant card acceptance versus pricing incentives,” *Journal of Banking & Finance*, 55, 130–141.
- ARDIZZI, G., D. SCALISE, AND G. SENE (2021): “Interchange Fees and Card Payments: A Cross-country Analysis,” *Bank of Italy Occasional Paper*.
- BERRY, S. T., J. LEVINSOHN, AND A. PAKES (1995): “Automobile Prices in Market Equilibrium,” *Econometrica*, 63, 841–890.
- CARBÓ-VALVERDE, S. AND J. M. LIÑARES-ZEGARRA (2011): “How effective are rewards programs in promoting payment card usage? Empirical evidence,” *Journal of Banking & Finance*, 35, 3275–3291.
- (2012): “Payment card interchange fees: Assessing the effectiveness of antitrust investigations and regulation in Europe,” *Available at SSRN 2052056*.
- CAZAUBIEL, A., M. CURE, B. O. JOHANSEN, AND T. VERGÉ (2020): “Substitution between on-line distribution channels: Evidence from the Oslo hotel market,” *International Journal of Industrial Organization*, 69, 102577.
- CHANG, H., D. S. EVANS, AND D. D. G. SWARTZ (2005): “The effect of regulatory intervention in two-sided markets: An assessment of interchange-fee capping in Australia,” *Review of Network Economics*, 4.
- CHING, A. T. AND F. HAYASHI (2010): “Payment card rewards programs and consumer payment choice,” *Journal of Banking & Finance*, 34, 1773–1787.
- CHINTAGUNTA, P. K., J.-P. DUBÉ, AND V. SINGH (2003): “Balancing profitability and customer welfare in a supermarket chain,” *Quantitative Marketing and Economics*, 1, 111–147.
- COSTA, F., L. NUNES, AND F. M. SANCHES (2019): “How to attract physicians to underserved areas? Policy recommendations from a structural model,” *The Review of Economics and Statistics*, 1–45.
- DUBÉ, J.-P., G. J. HITSCH, AND P. E. ROSSI (2009): “Do Switching Costs Make Markets Less Competitive?” *Journal of Marketing Research*, 46, 435–445.
- (2010): “State dependence and alternative explanations for consumer inertia,” *RAND Journal of Economics*, 41, 417–445.
- DUBÉ, J.-P., G. J. HITSCH, P. E. ROSSI, AND M. A. VITORINO (2008): “Category Pricing with State-Dependent Utility,” *Marketing Science*, 27, 417–429.
- EVANS, D. S., H. H. CHANG, AND S. JOYCE (2013): “The Impact of the US debit card interchange fee caps on consumer welfare: An event study analysis,” *University of Chicago Coase-Sandor Institute for Law & Economics Research Paper*.

- FARRONATO, C. AND A. FRADKIN (2022): “The Welfare Effects of Peer Entry: The Case of Airbnb and the Accommodation Industry,” *American Economic Review*, 112, 1782–1817.
- GALENIANOS, M. AND A. GAVAZZA (2019): “Regulatory interventions in consumer financial markets: The case of credit cards,” *Journal of the European Economic Association*.
- GENTZKOW, M., J. M. SHAPIRO, AND M. TADDY (2019): “Measuring group differences in high-dimensional choices: method and application to congressional speech,” *Econometrica*, 87, 1307–1340.
- HAUSMAN, J., G. LEONARD, AND J. D. ZONA (1994): “Competitive analysis with differentiated products,” *Annales d’Economie et de Statistique*, 159–180.
- HAUSMAN, J. A. AND G. K. LEONARD (2002): “The competitive effects of a new product introduction: A case study,” *The Journal of Industrial Economics*, 50, 237–263.
- HUYNH, K., G. NICHOLLS, AND O. SHCHERBAKOV (2019): “Explaining the interplay between merchant acceptance and consumer adoption in two-sided markets for payment methods,” Tech. rep., Bank of Canada.
- JUAN, I., F. PASCUAL, M. GUSTAVO, AND D. MANUEL (2012): “The effects of the mandatory decrease of interchange fees in Spain,” .
- KORSGAARD, S. (2014): “Paying for payments: Free payments and optimal interchange fees,” .
- KOULAYEV, S., M. RYSMAN, S. SCHUH, AND J. STAVINS (2016): “Explaining adoption and use of payment instruments by US consumers,” *The RAND Journal of Economics*, 47, 293–325.
- KRIVOSHEYA, E. (2018): “Evaluating efficient multilateral interchange fees: evidence from end-user benefits,” *Higher School of Economics Research Paper No. WP BRP*, 66.
- MANUSZAK, M. D. AND K. WOZNIAK (2017): “The impact of price controls in two-sided markets: Evidence from us debit card interchange fee regulation,” .
- McFADDEN, D. ET AL. (1973): “Conditional logit analysis of qualitative choice behavior,” .
- MUKHARLYAMOV, V. AND N. SARIN (2019): “The impact of the Durbin Amendment on banks, merchants, and consumers,” *U of Penn, Inst for Law & Econ Research Paper*.
- MYSLIWSKI, M., F. SANCHES, D. S. JUNIOR, AND S. SRISUMA (2022): “The Welfare Effects of Supply and Demand Frictions in a Dynamic Pricing Game,” *Working Paper, National University of Singapore*.
- NEVO, A. (2000a): “A Practitioner’s Guide to Estimation of Random-Coefficients Logit Models of Demand,” *Journal of Economics & Management Strategy*, 9, 513–548.
- (2000b): “Mergers with Differentiated Products: The Case of the Ready-to-Eat Cereal Industry,” *The RAND Journal of Economics*, 395–421.
- (2001): “Measuring Market Power in the Ready-To-Eat Cereal Industry,” *Econometrica*, 69, 307–342.
- REISINGER, M. AND H. ZENGER (2019): “Interchange fee regulation and service investments,” *International Journal of Industrial Organization*, 66, 40–77.

- REZENDE, L. (2019): “Por que Regular a Tarifa de Intercâmbio para Cartao de Crédito no Brasil,” .
- RYSMAN, M. (2007): “An empirical analysis of payment card usage,” *The Journal of Industrial Economics*, 55, 1–36.
- SHAPIRO, R. J. (2013): “The Costs and Benefits of Half a Loaf: The Economic Effects of Recent Regulation of Debit Card Interchange Fees,” *Available at SSRN 2541728*.
- VALVERDE (2016): “The role of interchange fees in two-sided markets: An empirical investigation on payment cards,” *Review of Economics and Statistics*, 98, 367–381.
- WANG (2014): “The impact of the Durbin Amendment on merchants: a survey study,” *Economic Quarterly*, 183–208.