

Daniel Tavares de Castro

Estudos sobre Instrumentos de Pagamento de Varejo

Brasília

2022

Daniel Tavares de Castro

Estudos sobre Instrumentos de Pagamento de Varejo

Universidade de Brasília - UnB

Faculdade de Administração, Economia e Contabilidade - FACE

Programa de Pós-Graduação em Administração - PPGA

Orientador: Ivan Ricardo Gartner

Brasília

2022

Daniel Tavares de Castro

Estudos sobre Instrumentos de Pagamento de Varejo

Trabalho <aprovado/reprovado>. Brasília, 26 de setembro de 2022:

Ivan Ricardo Gartner
Orientador

Raul Yukhiro Matsushita
Convidado 1

Oswaldo Candido Da Silva Filho
Convidado 2

Thiago Christiano Silva
Convidado 3

Philipp Ehrl
Suplente

Brasília
2022

Resumo

A tese é composta por quatro estudos sobre pagamentos de varejo. Com o objetivo de sugerir uma agenda de pesquisa sobre o tema, o primeiro estudo apresenta uma análise bibliométrica da literatura. Foram analisados e classificados 93 artigos publicados entre 1995 e 2021, identificados através das palavras-chave "retail payments". A maior parte dos trabalhos é empírica, quantitativa, tem por objeto determinantes de uso dos instrumentos, tem por escopo apenas um país desenvolvido, foca em dinheiro e cartões, analisa períodos curtos, usa dados de *surveys*, diários de pagamentos ou reguladores, usa análise econométrica e emprega logit e suas variações como técnica. Há carência de trabalhos envolvendo países emergentes ou uma amostra mais abrangente, análises de longo prazo, técnicas alternativas, dados de transações reais e instrumentos mais recentes como pagamentos móveis e instantâneos. Suprindo algumas das lacunas identificadas, o segundo estudo tem por objetivo identificar os determinantes do uso de pagamentos eletrônicos e instantâneos, através análise dinâmica de dados em painel de 2005 a 2020, empregando amostra abrangente de países. Países com maior proporção de idosos tendem a usar mais pagamentos eletrônicos e instantâneos, embora o nível de uso passado seja o determinante mais importante para o nível corrente de uso. O terceiro estudo também busca suprir lacunas, ao identificar determinantes da escolha de pagamentos eletrônicos empregando análise de regressão logit multinível e algoritmos de inteligência artificial para previsão, utilizando dados de pesquisa que abrangeu 1.519 brasileiros em 2019. Os resultados indicam que pessoas do gênero masculino, mais velhas, com renda maior, mais escolarizadas, moradoras das regiões Sul e Sudeste, que são titulares de contas e que já usaram celulares para compras são mais propensas a escolher instrumentos eletrônicos. A probabilidade de escolha desses instrumentos é maior em pagamentos de maior valor, a prazo ou parcelados e em compras de bens duráveis. Após diversas mudanças regulamentares relacionadas a pagamentos implementadas ao redor do mundo e com a entrada em operação de novos instrumentos, os resultados podem ser de interesse tanto dos participantes do mercado, para subsidiar decisões de investimento em instrumentos eletrônicos inovadores, quanto dos reguladores, para subsidiar políticas e regulações visando a eletronização de pagamentos ou a implantação de instrumentos de pagamento mais modernos.

Classificação JEL: D12, G30, M38, M39.

Palavras-chaves: pagamentos de varejo, instrumentos de pagamento eletrônicos, pagamentos rápidos, análise bibliométrica, análise dinâmica de dados em painel, regressão logit, aprendizagem de máquina.

Abstract

The thesis is made of four studies about retail payments. With the objective of suggesting a research agenda about retail payments, the thesis also presents a bibliometric analysis of the literature. We analyzed and classified 93 papers published from 1995 to 2021, identified through the keywords "retail payments". A major part of the studies is empirical, quantitative and has determinants of usage or choice of payment instrument, specific attributes of payment instrument or industrial organization as their object. Their scope is mainly only one developed country, their focus is cash and cards and analyze short periods of up to 2 years. They use survey, payment diaries or regulators data, employ statistical, econometric, or multivariate analysis and employ logit and its variations as their technique. There is a lack of studies involving emerging countries or a broader sample of countries, long term analysis, alternative techniques such as the ones of machine learning or simulations, data on real transactions and recent instruments such as mobile or fast payments. Fulfilling some of these gaps, the objective of the second study is to identify determinants of usage of electronic and fast payments, through a dynamic panel data analysis with a wider sample of countries from 2005 to 2020. Countries with a higher proportion of older people in the population tend to use more electronic and fast payments, although the level of past use is the most important determinant of present use. The third study also tries to fulfill some of the gaps, with the objective of identifying determinants of choice of electronic payments employing a multilevel logit regression and machine learning algorithms for prediction, using data from a survey with 1,519 Brazilians in 2019. Results show that male payers, with higher age and income, more educated, living in the Southern and South-eastern regions of Brazil, having current or payment accounts, and with previous experience in mobile purchases, are more likely to choose electronic payment instruments. The probability of choosing these instruments is higher in payments of greater value, made on term or in instalments and for the purchase of durable goods. With regulatory changes related to payments and with the implementation of new payment instruments, these results can be of interest to market participants, subsidizing investment decisions in infrastructure, technology, and marketing necessary to stimulate the use of electronic instruments, and to regulators, subsidizing policies aiming at the electrification or implementation of new instruments.

JEL classification: D12, G30, M38, M39.

Key-words: retail payments, electronic payment instruments, bibliometric analysis, fast payments, dynamic panel data analysis, logit regression, machine learning.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Artigos por ano	23
Figura 2 – Rede de co-citação de referências	35
Figura 3 – Rede de co-citação de periódicos	36
Figura 4 – Rede de co-ocorrências de palavras-chave e histórico	37
Figura 5 – Rede de colaboração entre autores	38
Figura 6 – Rede de colaboração entre países	39
Figura 7 – Número de pagamentos eletrônicos per capita por ano e país	62
Figura 8 – Número de pagamentos rápidos per capita por ano e país	62
Figura 9 – Árvore de classificação com variáveis demográficas, financeiras e de características da transação	124
Figura 10 – Árvore de classificação com variáveis demográficas, financeiras e de características da transação, exceto condição (CONDITION)	125
Figura 11 – Variáveis mais importantes de acordo com a abordagem de floresta aleatória	125
Figura 12 – Importância global das características para o modelo de floresta aleatória	126
Figura 13 – Importância global das características em gráfico de dispersão para o modelo de floresta aleatória	127
Figura 14 – Gráficos de dependência	128
Figura 15 – Gráficos de dependência de interação	129
Figura 16 – Distribuição de pagamentos	143
Figura 17 – Pagamentos por instrumento por intervalo de valor	144
Figura 18 – Distribuições hipotéticas de saques utilizadas nas simulações	145
Figura 19 – Distribuições hipotéticas de transferências para contas de pagamento utilizadas nas simulações	145
Figura 20 – Diferença $G(m)$ entre a distribuição simulada e observada para cada m^{th} simulado	146
Figura 21 – Diferença $G(m)$ entre a parcela simulada e observada de pagamentos em dinheiro por valor para o melhor m^{th}	147
Figura 22 – Diferença $G(m)$ entre a distribuição simulada e observada para cada m^{th} simulado	148
Figura 23 – Diferença $G(m)$ entre a distribuição simulada e observada para cada $m2^{th}$ simulado	148
Figura 24 – Diferença entre a participação simulada e observada de pagamentos em dinheiro e débito por combinação de m^{th} e $m2^{th}$	149

Figura 25 –Diferença $G(m)$ entre a participação simulada e observada de pagamentos em dinheiro e débito por valor para os melhores m^{th} e $m2^{th}$ 149

Lista de tabelas

Tabela 1 – Artigos por periódico	22
Tabela 2 – Artigos que compõem a amostra	25
Tabela 3 – Número de artigos por tipo de objeto	32
Tabela 4 – Número de artigos por foco	33
Tabela 5 – Número de artigos por tipo de dados	34
Tabela 6 – Número de artigos por técnica	34
Tabela 7 – Determinantes e seus <i>proxies</i>	58
Tabela 8 – Fontes das variáveis	60
Tabela 9 – Mnemônicos das variáveis	61
Tabela 10 – Análise descritiva das variáveis	61
Tabela 11 – Correlação entre as variáveis independentes e VIF	65
Tabela 12 – Determinantes do número de pagamentos eletrônicos	67
Tabela 13 – Teste de causalidade de Granger em painel	68
Tabela 14 – Determinantes da quantidade de pagamentos eletrônicos - modelos dinâmicos	69
Tabela 15 – Variáveis dependentes alternativas para pagamentos eletrônicos	72
Tabela 16 – Variáveis dependentes alternativas para pagamentos eletrônicos - modelos dinâmicos	73
Tabela 17 – Determinantes do número de pagamentos rápidos	75
Tabela 18 – Determinantes da quantidade de pagamentos eletrônicos - modelos dinâmicos	76
Tabela 19 – Determinantes dos pagamentos rápidos - variáveis dependentes alternativas	78
Tabela 20 – Determinantes dos pagamentos rápidos - variáveis dependentes alternativas - modelos dinâmicos	79
Tabela 21 – Resultados das hipóteses	80
Tabela 22 – Determinantes demográficos e financeiros	88
Tabela 23 – Determinantes relacionados às características do pagamento	90
Tabela 24 – Número e valor de pagamentos por instrumento nos diários	92
Tabela 25 – Estatísticas descritivas das variáveis demográficas	94
Tabela 26 – Estatísticas descritivas das variáveis de características da transação	95
Tabela 27 – Determinantes da Escolha de Instrumentos Eletrônicos - Logit Multi-nível e Empilhado	97

Tabela 27 – Determinantes da Escolha de Instrumentos Eletrônicos - Logit Multi-nível e Empilhado	98
Tabela 27 – Determinantes da Escolha de Instrumentos Eletrônicos - Logit Multi-nível e Empilhado	99
Tabela 28 – Resultados das hipóteses	102
Tabela 29 – Determinantes da escolha de instrumentos eletrônicos - logit multinomial	104
Tabela 29 – Determinantes da escolha de instrumentos eletrônicos - logit multinomial	105
Tabela 29 – Determinantes da escolha de instrumentos eletrônicos - logit multinomial	106
Tabela 30 – Quantidade e valor de pagamentos por instrumento	113
Tabela 31 – Estatísticas descritivas das variáveis demográficas	114
Tabela 32 – Descriptive statistics for transaction characteristics variables	115
Tabela 33 – Comparação do desempenho dos algoritmos	123
Tabela 34 – Parâmetros em cada modelo	142
Tabela 35 – Número e valor de pagamentos por instrumento nos diários	143
Tabela 36 – Valores de pagamento mais frequentes nos diários de pagamento	144
Tabela 37 – Número de pagamentos por intervalos de valor R\$25	144

Sumário

1	Introdução	13
1.1	Temática	14
1.2	Problemática	15
1.3	Objetivos	15
1.4	Sistema de hipóteses	15
1.5	Justificativas	17
1.6	Contribuições	18
1.7	Limitações	18
1.8	Estrutura e organização	19
2	Estudo Bibliométrico dos Instrumentos de Pagamentos de Varejo entre 1995 e 2021	20
2.1	Introdução	20
2.2	Metodologia	21
2.3	Classificação	22
2.4	Panorama da pesquisa em pagamentos de varejo	28
2.4.1	Determinantes do uso (microeconômicos)	28
2.4.2	Determinantes do uso (macroeconômicos)	29
2.4.3	Atributos específicos de instrumentos de pagamento de varejo	29
2.4.4	História e regulação	30
2.4.5	Atividade econômica e política monetária	30
2.4.6	Organização industrial, mercado de dois lados e tarifa de intercâmbio	31
2.5	Resultados da análise da literatura	31
2.5.1	Resultado por critério	31
2.5.2	Redes de co-citação	34
2.5.3	Co-ocorrências de palavras-chave	37
2.5.4	Histórico	37
2.5.5	Artigos mais citados	38
2.5.6	Rede de colaboração	38
2.6	Considerações finais	39
	Referências bibliográficas	40
3	Determinantes de Uso de Instrumentos de Pagamento: Uma Análise Empírica Internacional de 2005 a 2020	52

3.1	Introdução	52
3.2	Revisão da literatura e hipóteses de pesquisa	53
3.2.1	Literatura teórica sobre o uso de instrumentos de pagamento	53
3.2.2	Estudos empíricos sobre o uso de instrumentos de pagamento eletrônicos	55
3.2.3	Estudos empíricos sobre o uso de instrumentos de pagamento rápidos	59
3.3	Metodologia	59
3.3.1	Amostra e fontes de dados	60
3.3.2	Variáveis do estudo	61
3.3.2.1	Variáveis dependentes	61
3.3.2.2	Variáveis independentes	63
3.3.3	Modelo econométrico	66
3.4	Análise dos resultados	66
3.4.1	Pagamentos eletrônicos	66
3.4.1.1	Variáveis dependentes alternativas	71
3.4.2	Pagamentos rápidos	74
3.4.2.1	Variáveis dependentes alternativas	77
3.5	Considerações finais	80
	Referências bibliográficas	81

4	Determinantes da Escolha de Instrumentos de Pagamento Eletrônicos: Uma Análise Empírica com Dados Brasileiros de 2019	85
4.1	Introdução	85
4.2	Revisão da literatura e hipóteses de pesquisa	86
4.2.1	Literatura teórica sobre a escolha de instrumentos de pagamento	86
4.2.2	Estudos empíricos sobre a escolha de instrumentos de pagamento eletrônicos	87
4.2.2.1	Determinantes demográficos e financeiros	88
4.2.2.2	Determinantes relacionados às características do pagamento	90
4.3	Metodologia	91
4.3.1	Amostra e fonte de dados	91
4.3.2	Variáveis do estudo	92
4.3.2.1	Variável dependente	92
4.3.2.2	Variáveis independentes	93
4.3.3	Modelo econométrico	93
4.3.4	Métodos para verificação da robustez dos resultados	95
4.4	Análise dos Resultados	95
4.4.1	Resultados das Regressões Logit Multinível	96
4.4.2	Resultados empregando métodos para robustez	103

4.5	Considerações finais	107
	Referências bibliográficas	107
5	Escolha dos instrumentos de pagamento de varejo: explicação com métodos de aprendizagem de máquina	111
5.1	Introdução	111
5.2	Metodologia	112
5.2.1	Amostra e fonte de dados	112
5.2.2	Variáveis do estudo	113
5.2.2.1	Variável dependente	113
5.2.2.2	Características	113
5.2.3	Técnicas de machine learning para predição e visualização	115
5.2.3.1	Árvores de classificação	116
5.2.3.2	Florestas Aleatórias	116
5.2.3.3	Regressão Logística	117
5.2.3.4	Redes Neurais Artificiais	117
5.2.3.5	K-vizinhos mais próximos	118
5.2.3.6	Árvores de Gradiente Aumentado	119
5.2.4	Medidas de Avaliação	120
5.2.5	Importância das características (<i>features</i>)	121
5.2.5.1	Abordagem de floresta aleatória	121
5.2.5.2	Explicação Aditiva de Shapley	122
5.3	Análise dos resultados	122
5.3.1	Comparação dos modelos de previsão de escolha de instrumento de pagamento	122
5.3.2	Importância das variáveis	123
5.3.2.1	Visualização através de árvores de classificação	123
5.3.2.2	Abordagem de floresta aleatória	124
5.3.2.3	Valores SHAP	126
5.4	Considerações finais	130
	References	131
6	Escolha do instrumento de pagamento no Brasil: um modelo baseado em agentes	136
6.1	Introdução	136
6.2	Revisão da literatura	137
6.2.1	Gestão de dinheiro	137
6.2.2	Escolha ótima do uso de dinheiro	138
6.2.3	Modelos baseados em agentes (<i>agent-based models</i>)	139
6.3	Metodologia	140

6.3.1	Modelo 1	140
6.3.2	Modelo 2	141
6.3.3	Dados	142
6.4	Resultados	146
6.4.1	Modelo 1	146
6.4.2	Modelo 2	147
6.5	Considerações finais	150
	Referências bibliográficas	151
7	Considerações finais	154
	Referências	157

1 Introdução

Instrumentos de pagamentos de varejo e os sistemas que os liquidam são fundamentais para o bom funcionamento da economia, permitindo a troca de recursos necessária para a relação entre os diversos agentes econômicos (Rysman & Schuh, 2017). Originalmente baseados em papel, os instrumentos têm passado por rápida eletrônica em função dos avanços tecnológicos das últimas décadas, proporcionando mais eficiência e fluidez para seus usuários, embora o dinheiro ainda seja o instrumento de pagamento dominante na maior parte dos países (Bech et al., 2018; Bech & Boar, 2019; Khiaonarong & Humphrey, 2019).

Essa migração para instrumentos eletrônicos, que permitem maior bem-estar para a sociedade como um todo, tem sido perseguida pelos participantes do mercado e incentivada pelos reguladores. Para tanto, é fundamental identificar os fatores que influenciam o uso e a escolha desses instrumentos, contribuindo para seu desenvolvimento ou prejudicando sua adoção.

Análise bibliométrica abordada no primeiro estudo da tese (capítulo 2) de fato apontou como principais objetos de pesquisa em pagamentos varejo a identificação de determinantes com foco microeconômico, ou seja, na escolha dos instrumentos pelos usuários em função de suas características socio-econômicas e das características das transações. A identificação de determinantes com foco macroeconômico, ou seja nas características macroeconômicas e ambientais que influenciam o uso agregado dos instrumentos em determinada região, foram o segundo objeto mais pesquisado.

Entre os estudos sobre determinantes de uso ou escolha, foram identificadas lacunas relativas aos países considerados nas amostras, poucas vezes incluindo países emergentes. Técnicas da econometria tradicional geralmente são empregadas nos trabalhos, com emprego limitado de técnicas alternativas como simulações ou de aprendizagem de máquina. Há lacuna também em relação aos instrumentos considerados, já que instrumentos mais modernos como pagamentos rápidos são pouco abordados.

Os estudos que compõem esta tese visam contribuir para preencher algumas dessas lacunas, utilizando dados do Red Book do BIS, que incluem países de cinco continentes de 2005 a 2020 (Bank for International Settlements, 2018), e considerando pagamentos rápidos (Committee on Payments and Market Infrastructures, 2016) no segundo estudo (capítulo 3). Dados de uma pesquisa com pagadores e comerciantes brasileiros são empregados no terceiro (capítulo 4), quarto (capítulo 5) e quinto estudos (capítulo 6) sobre os determinantes da escolha de instrumentos de pagamento, utilizando técnicas econométricas tradicionais, técnicas de aprendizado de máquina e um modelo baseado em agentes

para verificar a aplicabilidade de uma teoria de gestão de caixa ao caso brasileiro, respectivamente.

1.1 Temática

Uma boa infraestrutura de pagamentos de varejo é importante por que favorece o comércio e as interações econômicas entre os diversos agentes da economia e contribui para elevar a confiança dos consumidores (Hasan et al., 2014). Rysman & Schuh (2017) mencionam que os pagamentos de maneira geral sempre foram centrais para o funcionamento eficiente dos mercados e sempre estiveram sujeitos a políticas governamentais.

Em todo o mundo, o setor tem passado por profundas mudanças cujo impacto no uso dos instrumentos ainda carece de avaliação. Pagamentos móveis (*mobile payments*) e soluções de carteiras eletrônicas, muitos dos quais ainda baseados em cartões e oferecidos por *fintechs* ou *big techs*, como PayPal, Apple Pay e Google Pay, se tornaram mais populares e mostraram que o mercado ainda pode avançar (Rysman & Schuh, 2017). No mercado de cartões, diversos países limitaram a tarifa de intercâmbio devida por credenciadores a emissores na tentativa de estimular a eletronização e baratear o custo dos pagamentos (Górka, 2018). Conveniências foram oferecidas por diversos participantes, como pulseiras e adesivos, além da possibilidade de pagamento sem contato e sem necessidade de digitação de senha. Criptomoedas também proliferaram em meados da década passada, mas seu impacto nos pagamentos parece ter sido limitado. Discute-se atualmente a possibilidade de emissão de moedas digitais por bancos centrais (Committee on Payments and Market Infrastructures, 2018; Auer & Böhme, 2020).

Mas a principal mudança na infraestrutura de pagamentos de varejo foi a introdução de soluções de pagamentos rápidos ou instantâneos (*fast payments*) (Committee on Payments and Market Infrastructures, 2016; Rysman & Schuh, 2017), introduzido no Brasil com o Pix. O melhor exemplo talvez venha da China, em que as soluções AliPay e WeChat Pay dominam larga parcela do mercado de pagamentos de varejo.

No Brasil especificamente, em linha com o objetivo de eletronização dos pagamentos do regulador, além da limitação do intercâmbio (apenas para cartões de débito) em 2018, houve o fim da exclusividade entre bandeiras e credenciadores em 2009, a possibilidade de diferenciação de preços em função do instrumento de pagamento em 2016, o aumento da competição no setor de cartões com a entrada de novos atores, sejam emissores como o Nubank, credenciadores como a Stone ou mesmo bandeiras como a Elo, com impactos ainda a determinar (Bogossian, 2019; Perez & Bruschi, 2018).

Em relação a outros instrumentos de pagamentos, houve redução nas tarifas por mensagem cobradas pelo STR de seus participantes, contribuindo para o oferecimento de

TEDs ilimitadas e gratuitas por *fintechs* como o Nubank e PagSeguro. Boletos passaram a ser registrados um a um, dando mais segurança e comodidade aos usuários (já que agora não é necessário mais digitar o código de barras para usuários adeptos do DDA), cheques passaram a ser compensados em um dia, dando mais agilidade para o instrumentos. Ainda em relação aos cheques, a compensação deixou de ser em papel, permitindo que instituições oferecessem o depósito via foto.

Ou seja, pagamentos de varejo são um setor dinâmico e em constante transformação e entender o que de fato influencia o uso e a escolha dos instrumentos é fundamental para a adoção de políticas em linha com os objetivos dos reguladores.

1.2 Problemática

Trabalhos anteriores identificar fatores determinantes do uso de instrumentos de pagamentos em diversos contextos, mas os países considerados são geralmente restritos a determinadas regiões relativamente homogêneas e os instrumentos considerados na maior parte das vezes se restringem a cartões de pagamentos ou instrumentos relativamente antigos.

Assim, a pergunta de pesquisa é: que fatores influenciam o uso de instrumento de pagamento de varejo, tanto do ponto de vista do uso, considerando variáveis macroeconômicas e ambientais, quanto do ponto de vista micro, considerando variáveis microeconômicas?

1.3 Objetivos

O objetivo geral da tese é identificar determinantes de uso e escolha de instrumentos de pagamento de varejo.

Os objetivos específicos da tese são os seguintes:

- Identificar lacunas de pesquisa relacionadas ao tema pagamentos de varejo.
- Identificar os determinantes do uso de instrumentos de pagamento eletrônicos.
- Identificar os determinantes do uso de instrumentos de pagamento rápidos.
- Identificar os determinantes da escolha de instrumentos de pagamento eletrônicos.

1.4 Sistema de hipóteses

As hipóteses da tese, desenvolvidas no estudo dois (capítulo 3), são as seguintes, relacionadas aos pagamentos eletrônicos:

- H3.1a: Melhor infraestrutura tecnológica está associada a mais pagamentos eletrônicos.
- H3.2a: Melhores níveis de desenvolvimento econômico e institucional estão associados a mais pagamentos eletrônicos.
- H3.3a: Política monetária expansionista está associada a mais pagamentos eletrônicos.
- H3.4a: Menor carga tributária está associada a mais pagamentos eletrônicos.
- H3.5a: Menor proporção de idosos na população está associada a mais pagamentos eletrônicos.
- H3.6a: O nível de uso de pagamentos eletrônicos é persistente.

As hipóteses sobre pagamentos rápidos, também desenvolvidas no estudo dois (capítulo 3), são as seguintes:

- H3.1b: Melhor infraestrutura tecnológica está associada a mais pagamentos rápidos.
- H3.2b: Melhores níveis de desenvolvimento econômico e institucional estão associados a mais pagamentos rápidos.
- H3.3b: Política monetária expansionista está associada a mais pagamentos rápidos.
- H3.4b: Menor carga tributária está associada a mais pagamentos rápidos.
- H3.5b: Menor proporção de idosos na população está associada a mais pagamentos rápidos.
- H3.6b: O nível de uso de pagamentos rápidos é persistente.

As hipóteses sobre os determinantes da escolha de pagamentos eletrônicos, desenvolvidas no estudo três (capítulo 4) e quatro (capítulo 5), são as seguintes:

- H4.1a: O gênero dos pagadores é um determinante da escolha de instrumentos eletrônicos.
- H4.2a: Pagadores mais jovens têm maior probabilidade de escolher instrumentos eletrônicos.
- H4.3a: Pagadores de maior renda têm maior probabilidade de escolher instrumentos eletrônicos.
- H4.4a: Pagadores com maior escolaridade têm maior probabilidade de escolher instrumentos eletrônicos.
- H4.5a: Pagadores de regiões mais urbanizadas e desenvolvidas têm maior probabilidade de escolher instrumentos eletrônicos.
- H4.6a: O estado civil dos pagadores é um determinante da escolha de instrumentos eletrônicos.
- H4.7a: A situação de emprego dos pagadores é um determinante da escolha de instrumentos eletrônicos.

- H4.8a: Pagadores que recebem sua principal fonte de renda em conta têm maior probabilidade de escolher instrumentos eletrônicos.
- H4.9a: Pagadores que já realizaram compras por celular têm maior probabilidade de escolher instrumentos eletrônicos.
- H4.10a: Pagadores que possuem conta em uma instituição financeira ou de pagamento têm maior probabilidade de escolher instrumentos eletrônicos.
- H4.1b: A probabilidade de que instrumentos eletrônicos sejam escolhidos é maior para compras de maior valor.
- H4.2b: O setor em que o estabelecimento ou beneficiário do pagamento opera é um determinante da escolha do instrumento.
- H4.3b: O tipo de estabelecimento ou pagamento é um determinante da escolha do instrumento.
- H4.4b: A condição de pagamento é um determinante da escolha do instrumento de pagamento.

As hipóteses sobre determinantes da escolha postuladas no estudo cinco (capítulo 6), são as seguintes:

- H6.1: a teoria da escolha ótima do dinheiro como primeira opção é aplicável aos pagadores brasileiros.
- H6.2: uma extensão da teoria da escolha ótima do dinheiro como primeira opção que considera um instrumento semelhante ao dinheiro é aplicável aos pagadores brasileiros.

1.5 Justificativas

O trabalho se justifica academicamente por abordar um tema de interesse crescente na literatura, embora ainda relativamente pouco explorado em comparação com outros assuntos. A proposição de uma agenda de pesquisa com a identificação de lacunas pode estimular o desenvolvimento de pesquisas sobre o assunto.

Institucionalmente, o trabalho pode ser de interesse tanto dos participantes do mercado, que podem utilizar os resultados para subsidiar decisões de investimento em infraestrutura, tecnologia ou marketing necessários para a adoção de instrumentos eletrônicos ou inovadores, quanto dos reguladores, que podem empregar os resultados para subsidiar políticas e regulações visando a eletrônica de pagamentos ou a implantação de instrumentos de pagamento mais modernos.

1.6 Contribuições

O trabalho identifica, no estudo um (capítulo 2) lacunas de pesquisa relacionadas a pagamentos de varejo, apontando uma possível agenda para pesquisadores dedicados ao tema. Além disso, o trabalho supre três das lacunas identificadas, ao utilizar no segundo estudo (capítulo 3) amostra mais ampla de países, incluindo países emergentes e dos cinco continentes, e ao abordar um conjunto de instrumentos de pagamento mais amplos, incluindo instrumentos mais recentes como os pagamentos rápidos. No terceiro estudo (capítulo 4) supre-se lacuna sobre dados de países emergentes, com a utilização de dados do Brasil em análise sobre determinantes da escolha de instrumentos de pagamento. O quarto estudo (capítulo 5) preenche lacuna relacionada a técnicas alternativas, uma vez que são utilizados métodos de aprendizado de máquina para explicar a escolha de instrumentos de pagamento. Por fim, no quinto estudo (capítulo 6), também preenche-se a lacuna sobre técnicas alternativas, empregando um modelo baseado em agentes para investigar a aplicabilidade de uma teoria de gestão de caixa ao caso brasileiro.

O uso de base ampla, poucas vezes utilizada no contexto empregado no segundo trabalho, além da utilização de dados inéditos de pagamentos de país emergentes e de técnicas não comumente usadas na área, contribuirão com a pesquisa em tema atual e relevante, seja pela dinâmica de inovações por que tem passado, seja pelo interesse dos reguladores em incentivar evoluções que favoreçam a competição, a eficiência e os benefícios para a população em sua utilização.

1.7 Limitações

Na análise bibliométrica, os critérios utilizados nas pesquisas nas bases são determinantes para a composição da amostra de artigos, de forma que mudanças sutis nos parâmetros de busca podem alterar de forma significativa os artigos identificados. Os critérios utilizados para classificação e codificação dos artigos também são subjetivos.

Na análise dos determinantes do uso, os dados de pagamentos utilizados, mesmo que consolidados pelo BIS, são oriundos de diversos países e é possível que haja interpretações diferentes entre os prestadores de informações, de forma que a comparação entre os países pode ser prejudicada. O intervalo da série, de apenas onze anos, pode prejudicar a identificação de tendências de prazo mais longo.

Por fim, na análise realizada no estudo três, os dados dizem respeito a apenas um ano e país, limitando o alcance das conclusões. Além disso, não há informações no diário de pagamentos utilizado sobre uma série de variáveis presentes em outros trabalhos e que podem ser importantes, como a aceitação dos instrumentos por parte dos recebedores ou quantidade de dinheiro em espécie de que dispunha o respondente no momento do

pagamento.

1.8 Estrutura e organização

O estudo um (capítulo 2) apresenta uma análise bibliométrica da literatura e das lacunas de pesquisa sobre pagamentos no varejo. O estudo dois (capítulo 3) foca nos determinantes do uso de pagamentos eletrônicos e rápidos, empregando dados de 2005 a 2020 de uma amostra mais ampla de países em uma análise de painel dinâmico. O estudo três (capítulo 4) investiga, com técnicas econométricas tradicionais, os determinantes da escolha de pagamentos eletrônicos, utilizando novos dados de diários de pagamento de uma pesquisa brasileira de 2019. O estudo quatro (capítulo 5) explica a escolha de instrumentos de pagamento usando os mesmos dados empregados no estudo três, mas com técnicas de aprendizado de máquina. Por fim, o estudo cinco (capítulo 6) investiga se uma teoria de gestão de caixa é aplicável aos dados utilizados nos dois estudos anteriores com o uso de um modelo baseado em agentes. O capítulo 7 apresenta as considerações finais da tese.

2 Estudo Bibliométrico dos Instrumentos de Pagamentos de Varejo entre 1995 e 2021

2.1 Introdução

Pagamentos são centrais para o funcionamento eficiente dos mercados e instrumentos de pagamento (métodos para transferência de recursos) têm sido objeto de inúmeras inovações ao longo do tempo (Rysman & Schuh, 2017). Embora o dinheiro ainda seja o instrumento de pagamento mais utilizado em praticamente todo o mundo, instrumentos de pagamento eletrônicos, tanto os já existentes, como cartões de pagamento, quanto os mais recentes, como pagamentos instantâneos e carteiras eletrônicas, têm ganhado espaço (Bech et al., 2018). A busca por eficiência, em termos de custo, rapidez, conveniência, segurança e outros atributos, tem estimulado não apenas o mercado a oferecer novas soluções, mas também os reguladores a agir (Committee on Payment and Settlement Systems, 2012), não apenas para tentar mitigar distorções do mercado como também para incentivar a eletronização dos meios de pagamento. Assim, entender o que foi objeto dos pesquisadores no passado e quais aspectos ainda merecem atenção pode contribuir para direcionar a pesquisa sobre o assunto, de forma a subsidiar intervenções regulatórias ou mercadológicas que facilitem aos reguladores atingir os objetivos desejados.

Este estudo apresenta uma análise da literatura sobre instrumentos de pagamentos visando sugerir uma agenda de pesquisa acadêmica sobre o tema. Os pesquisadores do assunto vêm tentando identificar os determinantes do uso dos diversos instrumentos, seja do ponto de vista microeconômico (ou seja, como os pagadores escolhem seu instrumento), quanto do ponto de vista macroeconômico (como variáveis ambientais e econômicas influenciam a utilização dos instrumentos). Atributos específicos dos instrumentos também são objeto de pesquisa, como aceitação, adoção, eficiência, custo e segurança. A história de diversos instrumentos também é assunto de interesse, além de questões relativas à regulação. A relação entre pagamentos de varejo e atividade econômica, seja tentando prever o crescimento da atividade através de dados tempestivos de pagamentos de varejo, seja através da explicação da atividade em função de características do ecossistema de pagamentos de varejo dos diversos países, também é abordada.

Assim, esse estudo cria uma amostra de artigos relacionados a pagamentos de varejo nas bases *Scopus* e *Web of Science*, classifica e codifica características dos artigos, sumariza a contribuição de cada artigo e identifica as lacunas mais relevantes na discussão sobre o assunto. A seção 2.2 descreve a metodologia e a seção 2.3 apresenta a classificação empregada no trabalho. A seção 2.4 apresenta um panorama da literatura sobre paga-

mentos de varejo. A seção 2.5 apresenta os resultados da análise e a seção 2.6 apresenta as considerações finais.

2.2 Metodologia

Uma análise estruturada da literatura caracteriza um campo de pesquisa, identifica temas emergentes, aponta lacunas de pesquisa e, assim, sugere caminhos para trabalhos futuros. Em relação ao tema pagamentos de varejo, há um *survey* defasado de Hancock & Humphrey (1998) e alguns *surveys* sobre temas específicos, como os de Rochet (2003) e Verdier (2011) sobre tarifa de intercâmbio (tarifa devida pelos credenciadores aos emissores em arranjos de pagamento de cartões) e o de Scholnick et al. (2008) sobre cartões e ATMs. Entretanto, a pesquisa sobre pagamentos de varejo de forma mais ampla ainda não foi endereçada extensivamente nos últimos 20 anos. Jabbour (2013) e outros autores sugerem as seguintes etapas para uma análise da literatura:

1. Realizar uma pesquisa pelos artigos publicados na área em bases relevantes;
2. Desenvolver um modelo de classificação dos artigos identificados na primeira etapa;
3. Aplicar a classificação desenvolvida na segunda etapa aos artigos identificados na primeira etapa, elaborando um panorama da discussão atual sobre o tema;
4. Apresentar os principais resultados apresentados na literatura sobre o tema, bem como as características dos artigos, levando-se em consideração o sistema de classificação desenvolvido na segunda etapa;
5. Apontar as lacunas e sugerir oportunidades de pesquisa futuras sobre o tema.

Para criar a amostra de artigos relevantes, foram realizadas consultas nas bases *Scopus* e *Web of Science* no dia 15 de novembro de 2021 com a utilização das palavras-chave *retail payments*, buscadas nas palavras-chave, título e resumo dos artigos. Não houve limitação temporal, mas os assuntos se restringiram a *Economics*, *Econometrics and Finance*, *Social sciences*, *Business*, *Management and Accounting* e *Decision Sciences*, na base *Scopus*, e *Economics*, *Management*, *Business Finance*, *Operations Research Management Science*, *Public Administration*, *Business* e *Social Sciences Mathematical Methods* na base *Web of Science*. Consideraram-se artigos em estágio de publicação final ou em publicação, mas apenas de periódicos na língua inglesa. Foram obtidos 97 artigos na base *Scopus* e 71 artigos na base *Web of Science*. Dos 168 artigos, 57 artigos foram listados nas duas bases, restando 111 artigos únicos. Destes, não foi possível obter 8 artigos, indisponíveis por completo. 4 artigos foram excluídos por serem editoriais, entrevistas ou comentários sobre outros artigos, 1 por ser um livro, 2 por estarem em linguagem diversa do inglês e 3 na verdade tratavam de assunto alheio a pagamentos de varejo (telecomu-

nicações, energia ou fusões e aquisições), embora as palavras-chave corresponderem ao procurado. Dessa forma, 93 artigos permaneceram na amostra.

Tabela 1 – Artigos por periódico

Periódico	Fator de Impacto	Número de artigos
Journal of Payments Strategy and Systems	0.000	9
Journal of Banking & Finance	2.205	8
Journal of Retailing and Consumer Services	3.585	3
Review of Network Economics	0.080	3
Applied Economics	0.968	2
Applied Economics Letters	0.591	2
Business History	1.152	2
Contemporary Economic Policy	0.905	2
Economist-Netherlands	0.237	2
Journal of Business Research	4.028	2
Journal of Financial Services Research	1.667	2
Journal of Money Credit and Banking	1.782	2
Technological Forecasting and Social Change	3.815	2
Outros	1.047	52
Total	1.219	93

Nota: Elaboração dos autores. Fator de impacto, conforme Clarivate Analytics (2019), calculado como a média ponderada dos fatores de impacto pelo número de artigos para "Outros" e "Total" e zero para periódicos não listados.

Dos 93 artigos da amostra, 41 foram publicados em apenas 13 periódicos, como mostra a tabela 1. No total, foram encontrados artigos em 65 periódicos, sendo que em 52 periódicos foi publicado apenas um artigo, mostrando que a pesquisa na área é dispersa. Os artigos foram publicados em periódicos com fator de impacto médio de 1.219. Conservadoramente, o fator de impacto dos 24 periódicos que não possuem classificação no *Journal Citation Reports* (Clarivate Analytics, 2019) foi considerado como zero. Isso indica que a pesquisa sobre a indústria de meios de pagamentos encontra espaço em periódicos de impacto razoável.

A distribuição por anos exibida na figura 1 mostra que a maior parte da pesquisa é relativamente recente, acompanhando o crescimento do uso de instrumentos de pagamento eletrônicos, como cartões de débito e crédito.

2.3 Classificação

Conforme mencionado na seção 2.2, a estrutura da classificação segue a metodologia proposta por Jabbour (2013) e implementada também por Silva et al. (2017), entre outros. Há 10 classificações, numeradas de 1 a 10 e em cada classificação as opções são identificadas por letras latinas de A em diante (a Tabela 2 apresenta como cada artigo da amostra é classificado de acordo com o esquema de critérios proposto acima):

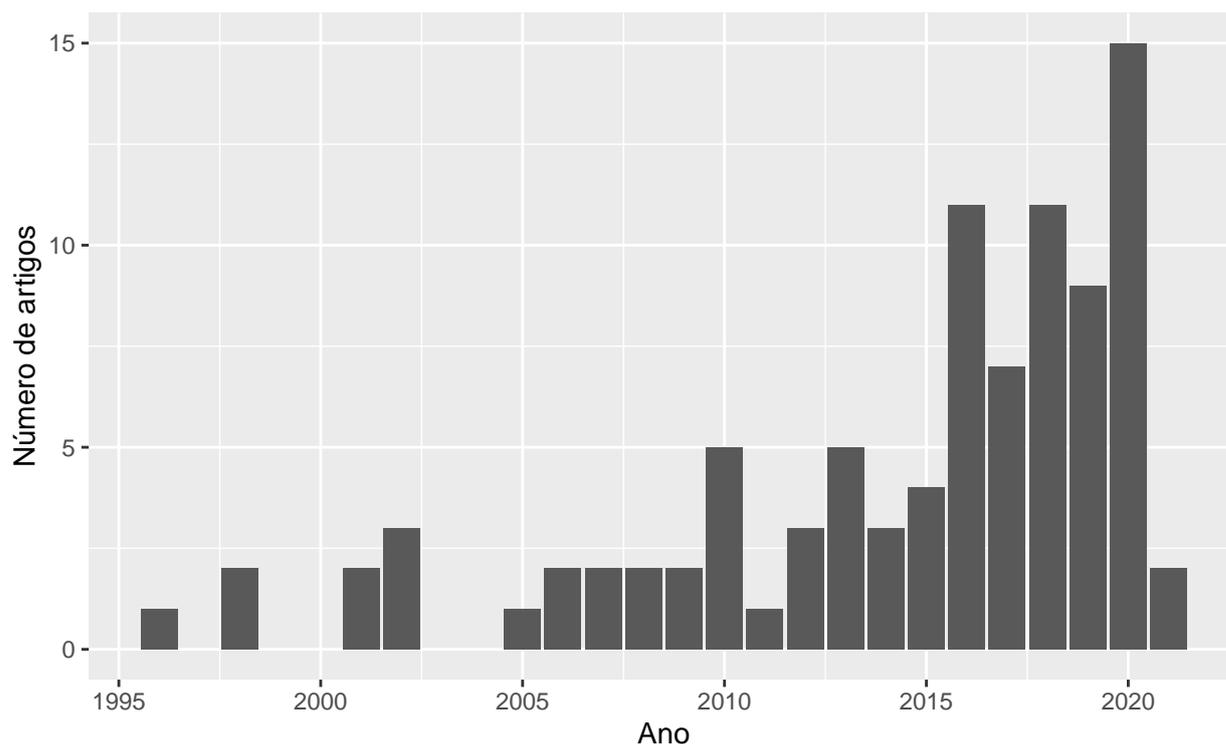


Figura 1 – Artigos por ano. Fonte: elaboração dos autores.

1. Tipo de estudo: 1A - Teórico, 1B - Empírico, e 1C - Ambos. Editoriais não foram considerados.
2. Abordagem: 2A - Quantitativa, 2B - Qualitativa, e 2C - Descritiva.
3. Objeto do estudo: 3A - Relação entre pagamentos de varejo e atividade econômica, 3B - Segurança/fraude em instrumentos de pagamento, 3C - Aceitação de instrumentos de pagamento, 3D - Adoção de instrumentos de pagamento, 3E - Custo de instrumentos de pagamento, 3F - Previsão de atividade econômica, 3G - Determinantes do uso micro, 3H - Determinantes do uso macro, 3I - Estabilidade financeira, 3J - Organização industrial, 3K - Adoção de tecnologias, 3L - Política Monetária, 3M - Benefícios do uso, 3N - Convergência, 3O - Regulação, 3P - História, e 3Q - Outros. Cada artigo pode ter mais de um objeto de estudo.
4. Escopo: 4A - Região ou bloco, 4B - Um país, 4C - Mais de um país, 4D - Não aplicável ou não especificado, e 4E - Mundo.
5. Contexto: 5A - País desenvolvido, 5B - País emergente, 5C - Ambos, e 5D - Não aplicável ou não especificado.
6. Foco: 6A - Transferências/transferência de crédito/transferências eletrônicas, 6B - Cartões/cartões de pagamento/pagamentos eletrônicos, 6C - Cartões pré-pagos/cartões de armazenamento de valor, 6D - Dinheiro digital/dinheiro eletrônico, 6E - Dinheiro móvel/pagamentos móveis, 6F - Carteira digital/Paypal, 6G - Sistemas de pagamento, 6H - Serviços financeiros, 6I - Cartões sem contato, 6J - Contas de pagamento, 6K - Pagamentos rápidos, 6L - Cartões de crédito, 6M - Cartões de débito,

- 6N - Débito direto, 6O - Redes de ATMs, 6P - Smart cards, 6Q - Dinheiro, 6R - Fintechs, 6S - RFID/NFC, 6T - Cheques, 6U - Faturas, 6V - Outros, 6W - Bancos, 6X - EFTPOS, e 6Y - CBDC. Cada artigo pode ter mais de um foco.
7. Período: 7A - Não aplicável ou não especificado, 7B - Até 2 anos, 7C - Mais de 10 anos, 7D - De 5 a 10 anos, e 7E - De 2 a 5 anos.
 8. Tipo dos dados: 8A - De reguladores, IMFs ou outros órgãos, 8B - Não aplicável ou não especificado, 8C - Varejista/credenciador/IF, 8D - De balanços patrimoniais, 8E - Diário de pagamentos, 8F - Survey/entrevista, 8G - Experimento, 8H - Simulações, e 8I - Jornais.
 9. Métodos: 9A - Modelagem matemática, 9B - Análise econométrica/estatística/multivariada, 9C - Estudo de caso, e 9D - Não aplicável ou não especificado.
 10. Técnicas: 10A - Análise fatorial/Análise fatorial confirmatória, 10B - Não aplicável ou não especificado, 10C - Modelo de seleção de Heckman, 10D - Análise de séries temporais, 10E - Análise de dados em painel, 10F - Convergência sigma ou beta, 10G - Logit/Probit Multinomial, 10H - Estatística descritiva, 10I - Logit/Probit ordenado, 10J - Modelagem matemática, 10K - Comparação de médias, 10L - Logit/probit/cloglog, 10M - Regressão de Poisson, 10N - Análise de clusters, 10O - Análise de redes, 10P - Outros, 10Q - PCA, 10R - MQO, e 10S - GMM. Cada artigo pode utilizar mais de uma técnica.

Tabela 2 – Artigos que compõem a amostra

Estudo	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Gomber et al. (2018)	1A	2C	3P, 3K	4E	5C	6R	7C	8B	9D	10H	145	29.00
Szmigin & Foxall (1998)	1B	2B	3D	4B	5A	6M, 6L, 6V, 6T, 6Q	7A	8F	9D	10P	116	4.64
Humphrey, Kim & Vale (2001)	1B	2A, 2C	3G, 3E	4B	5A	6Q, 6T, 6M	7D	8F	9B	10E, 10H	69	3.14
Drehmann, Goodhart & Krueger (2002)	1B	2A	3H	4C	5A	6Q, 6D, 6L, 6M	7C	8A	9B	10E, 10H	57	2.71
Zinman (2009)	1B	2A	3G, 3E	4B	5A	6M, 6L	7C	8F	9B	10L, 10R, 10M	55	3.93
Bolt, Jonker & Van (2010)	1B	2A	3C, 3E, 3J	4B	5A	6Q, 6M	7B	8F	9B	10I, 10H	48	3.69
Jonker (2007)	1B	2A	3G	4B	5A	6Q, 6M, 6L, 6V	7B	8F	9B	10I, 10H	43	2.69
Simon, Smith & West (2010)	1B	2A	3G	4B	5A	6Q, 6L, 6M, 6T, 6V	7B	8F, 8E	9B	10L, 10H, 10R	36	2.77
Arango, Huynh & Sabetti (2015)	1B	2A	3G	4B	5A	6Q, 6M, 6L	7B	8E, 8F	9B	10G, 10H	35	4.38
Stavins (2001)	1B	2A	3G	4B	5A	6Q, 6L, 6M, 6A, 6N, 6T	7B	8F	9B	10L, 10H	35	1.59
Hasan, Schmiedel & Song (2012)	1B	2A	3Q	4A	5A	6W	7D	8A	9B	10E, 10R, 10H	28	2.55
Berentsen (1998)	1A	2A, 2C	3L	4C	5A	6D, 6Q, 6P	7A	8B	9A	10H	21	0.84
Jun & Yeo (2016)	1A	2A	3J	4D	5D	6R	7A	8B	9A	10J, 10H	19	2.71
Chiu (2017)	1A	2C	3O, 3P	4C	5A	6G, 6R	7C	8B	9D	10B	18	3.00
Grueschow, Kemper & Brettel (2016)	1B	2A	3E, 3Q	4D	5B	6U, 6L, 6F, 6V	7B	8C	9B	10R, 10H	18	2.57
Goczek & Witkowski (2016)	1B	2A	3H	4A	5A	6B	7C	8E, 8F	9B	10L, 10E, 10H	17	2.43
Batiz-Lazo (2009)	1A	2C	3P	4B	5A	6O	7C	8B	9D	10H	16	1.14
Milne (2006)	1A	2A, 2C	3J, 3K	4C	5A	6Q, 6B, 6T, 6A, 6N	7B	8A	9A	10J, 10H	15	0.88
Bounie, Francois & Van (2017)	1B	2A	3G, 3H, 3C	4B	5A	6B	7B	8E, 8F	9B	10L, 10H	14	2.33
Arango, Hogg & Lee (2015)	1B	2A	3G	4B	5A	6Q, 6L, 6M, 6T, 6C	7B	8E, 8F	9B	10L, 10H	14	1.75
Chakravorti (2010)	1A	2C	3O, 3J	4E	5C	6Q, 6B, 6T	7A	8B	9D	10B	14	1.08
Martikainen, Schmiedel & Takalo (2015)	1B	2A	3N, 3H	4A	5A	6Q, 6M, 6L, 6N, 6A, 6T, 6D	7C	8A	9B	10R, 10H, 10F, 10D, 10S	11	1.38
Trutsch (2016)	1B	2A	3G	4B	5A	6Q, 6T, 6M, 6L, 6C, 6E	7B	8E, 8F	9B	10L, 10H	10	1.43
Kosse (2013)	1B	2A	3H, 3B	4B	5A	6M	7E	8A, 8I	9B	10D, 10R, 10H	9	0.90
Gulbourg & Segendorff (2007)	1B	2A, 2C	3E	4B	5A	6Q, 6B, 6T, 6A, 6N	7B	8D	9B	10H	9	0.56
Hernandez, Jonker & Kosse (2017)	1B	2A	3G	4B	5A	6Q, 6M	7B	8E, 8F	9B	10I, 10H	8	1.33
Carbo, Chakravorti & Rodriguez (2016)	1B	2A	3H, 3D, 3C	4B	5A	6L, 6M	7C	8A	9B	10E, 10S, 10H	8	1.14
Krivosheya & Korolev (2016)	1B	2A	3G, 3M	4B	5B	6B	7B	8F, 8H	9B	10K, 10C, 10H	8	1.14
Polasik, Wisniewski & Lightfoot (2012)	1B	2A	3K	4B	5B	6I, 6M, 6S	7A	8F	9B	10I, 10A, 10H	8	0.73
Abdul-Muhmin (2010)	1B	2A	3G	4B	5B	6Q, 6M, 6L	7B	8F	9B	10K, 10H	8	0.62
Krivosheya & Korolev (2018)	1B	2A	3C	4B	5B	6B	7B	8F	9B	10K, 10C, 10H	7	1.40
Chen, Felt & Huynh (2017)	1B	2A	3G, 3D	4B	5A	6Q, 6B, 6I, 6C	7B	8E, 8F	9B	10E, 10L, 10H	7	1.17
Patacchini & Rainone (2017)	1B	2A	3G	4B	5A	6L, 6J, 6H	7C	8F	9B	10R, 10P, 10Q, 10O, 10H	7	1.17

Tabela 2 – Artigos que compõem a amostra (continuação)

Estudo	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Fujiki & Tanaka (2014)	1B	2A	3G	4B	5A	6Q, 6D	7B	8E, 8F	9B	10R, 10H, 10P	7	0.78
Jonker (2011)	1B	2A	3C, 3J	4B	5A	6M, 6L	7B	8F	9B	10C	7	0.58
Kraenzlin, Meyer & Nellen (2020)	1B	2A	3H	4B	5A	6B, 6Q	7B	8C	9B	10P, 10H	6	2.00
Deufel, Kemper & Brettel (2019)	1B	2A	3G	4A	5A	6L, 6F, 6U, 6A, 6Q	7B	8C	9B	10G, 10H	6	1.50
Lee, Hong & Min (2019)	1B	2A	3D	4B	5B	6V	7B	8F	9B	10P, 10A	6	1.50
Fujiki & Tanaka (2018)	1B	2A	3G	4B	5A	6Q, 6B	7D	8E, 8F	9B	10G, 10H	6	1.20
Deungoue (2008)	1B	2A	3N, 3H, 3O	4A	5A	6Q, 6B, 6T, 6A, 6N	7C	8A	9B	10E, 10F, 10H, 10S	6	0.40
Bolt (2006)	1A	2A, 2C	3E	4B	5A	6Q, 6B, 6T	7A	8A	9A	10J, 10H	6	0.35
Swiecka, Terefenko & Paprotny (2021)	1B	2A	3G	4B	5B	6Q, 6B, 6I, 6E, 6A, 6F	7B	8F	9B	10P, 10H, 10K	5	2.50
Zhang et al. (2019)	1B	2A	3H, 3A	4A	5A	6Q, 6T, 6B, 6A, 6N	7C	8A	9B	10E, 10H	5	1.25
Karoubi, Chenavaz & Paraschiv (2016)	1B	2A	3G	4B	5A	6Q, 6B, 6T	7B	8F	9B	10P, 10H	5	0.71
Consoli (2008)	1A	2C	3P	4B	5A	6O, 6X	7C	8B	9D	10H	5	0.33
Fujiki (2020)	1B	2A	3G	4B	5A	6Q	7D	8F	9B	10P, 10L, 10K	4	1.33
Camera, Casari & Bortolotti (2016)	1C	2A	3G	4D	5D	6Q, 6B	7A	8G	9B	10P, 10L, 10J, 10H	4	0.57
Silva, Ramalho & Vieira (2016)	1B	2A	3H	4A	5A	6A, 6B, 6T, 6N	7D	8A	9B	10L, 10H	4	0.57
Harasim & Klimontowicz (2013)	1B	2C	3G, 3D	4B	5B	6Q, 6L, 6M, 6C, 6N, 6E, 6I	7B	8F	9D	10H	4	0.40
Krivosheya (2020)	1B	2A, 2B	3G, 3M	4B	5B	6B	7E	8F	9B	10P, 10C	3	1.00
Krivosheya (2020)	1B	2A	3G, 3K, 3D	4B	5B	6B, 6F, 6E, 6I	7B	8F	9B	10L, 10I, 10H, 10Q, 10C	3	1.00
Korau et al. (2019)	1B	2A	3B	4B	5B	6B	7B	8F	9B	10A, 10P, 10H	3	0.75
Yoon & Jun (2019)	1A	2A	3B, 3E	4D	5D	6R	7A	8B	9A	10J	3	0.75
Batiz-Lazo & Del (2018)	1A	2C	3P, 3D	4C	5C	6B	7C	8B	9D	10H	3	0.60
Korella & Li (2018)	1B	2C, 2A	3D, 3G, 3H	4C	5C	6Q, 6B, 6A, 6T, 6N, 6E, 6K	7B	8F, 8A	9B	10H	3	0.60
Sinha & Adhikari (2018)	1A	2A	3D	4D	5D	6C	7A	8B	9A	10J	3	0.60
Iman (2020)	1B	2C	3K, 3D, 3N	4C	5B	6Q, 6L, 6M, 6C, 6T, 6A, 6N	7A	8F, 8A	9C	10H	2	0.67
Semerikova (2020)	1B	2A	3G, 3K, 3B	4B	5B	6B, 6F, 6E, 6I	7B	8F	9B	10C, 10L, 10H	2	0.67
Callado-Munoz, Hromcova & Utrero-Gonzalez (2012)	1B	2A	3G	4A	5A	6Q, 6B	7C	8A	9B	10E	2	0.18
Polasik et al. (2010)	1B	2A	3Q	4B	5B	6Q, 6B, 6E, 6I, 6S, 6E	7B	8C, 8F	9B	10P, 10H	2	0.15
Shabgard (2021)	1A	2A	3E, 3J	4A	5A	6B, 6A, 6N	7A	8B	9A	10J	1	0.50
Fujiki (2020)	1B	2A	3G	4B	5A	6Q, 6L, 6M, 6D, 6V	7D	8F	9B	10G, 10H	1	0.33
Maixe-Altes (2020)	1A	2C	3P, 3D	4C	5A	6B	7C	8A	9D	10H	1	0.33
Yawe & Kiwala (2019)	1B	2C	3D	4D	5D	6K, 6G	7A	8B	9D	10B	1	0.25
Callado-Munoz, Hromcova & Utrero-Gonzalez (2018)	1B	2A	3H	4C	5B	6Q, 6B	7C	8A	9B	10E, 10H	1	0.20
Folwarski (2018)	1A	2C	3O, 3P	4B	5B	6G	7D	8B	9D	10H	1	0.20

Tabela 2 – Artigos que compõem a amostra (continuação)

Estudo	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Palm (2018)	1A	2C	3P	4E	5C	6V	7C	8B	9D	10B	1	0.20
Krueger (2017)	1A	2C	3P, 3H	4B	5A	6Q	7C	8B	9D	10H	1	0.17
Silva, Ramalho & Vieira (2017)	1B	2A	3H	4A	5A	6T	7C	8A	9B	10E, 10L, 10H, 10M	1	0.17
Marshall & Coke (2016)	1B	2A	3A	4B	5B	6B	7D	8A	9B	10D, 10H, 10P, 10R	1	0.14
Hromcova, Callado-Munoz & Utrero-Gonzalez (2014)	1C	2A	3G	4B	5A	6Q, 6B, 6T	7C	8A	9B	10J, 10H	1	0.11
Lee, Loke & Tan (2013)	1B	2A	3D	4B	5B	6V, 6L, 6M, 6D, 6V, 6V	7B	8F	9B	10P, 10H, 10H	1	0.10
Wright (2002)	1B	2A, 2C	3G	4B	5A	6Q, 6L, 6T, 6X	7A	8F	9B	10R, 10H	1	0.05
Birch (2020)	1B	2C	3P, 3D, 3B	4C	5A	6D, 6Y	7C	8B	9C	10H	0	0.00
Bossone, Srinivas & Banka (2020)	1B	2C	3O, 3P, 3J	4C	5C	6G, 6R, 6Y	7C	8A	9D	10H	0	0.00
Buckley & Balakrishnan (2020)	1B	2C	3D, 3Q	4C	5C	6K, 6G	7B	8F	9B	10H	0	0.00
Kemppainen (2020)	1B	2C	3P, 3O	4A	5A	6B, 6A, 6N, 6T	7A	8A	9D	10H	0	0.00
Kumar et al. (2020)	1B	2C	3P, 3O	4B	5B	6Q, 6B, 6T, 6K, 6G	7C	8B	9D	10B	0	0.00
Liao & Yang (2020)	1B	2A	3G, 3K, 3D	4B	5B	6E	7B	8F	9B	10N, 10P	0	0.00
Natarajan & Balakrishnan (2020)	1B	2C	3D	4D	5D	6K	7A	8B	9D	10B	0	0.00
Sahabat et al. (2019)	1B	2A	3I	4B	5B	6G	7C	8A	9B	10O, 10P, 10H	0	0.00
Scheja & Machielse (2019)	1B	2C	3O, 3J	4A	5A	6H, 6W, 6R	7A	8B	9D	10B	0	0.00
Soukal & Draessler (2019)	1B	2A	3G, 3D	4B	5B	6J	7D	8C	9B	10N, 10H	0	0.00
León & Ortega (2018)	1B	2A	3F	4B	5B	6A, 6T	7C	8A	9B	10P, 10H	0	0.00
Sabetti et al. (2018)	1B	2A	3Q, 3I	4B	5A	6G	7C	8A	9B	10P, 10P, 10H	0	0.00
Repousis (2016)	1A	2C	3Q, 3P, 3O	4B	5A	6G	7A	8B	9D	10H	0	0.00
Conesa et al. (2015)	1B	2A	3F	4B	5A	6L, 6M, 6T, 6C, 6A, 6N	7D	8A	9B	10D, 10H	0	0.00
Kopsakangas-Savolainen & Takalo (2014)	1A	2A, 2C	3O, 3J	4B	5A	6O	7A	8B	9B	10J, 10H	0	0.00
Ariguzo & White (2013)	1B	2A	3D	4B	5B	6E	7B	8F	9B	10K, 10H	0	0.00
Kaur & Kaur (2013)	1B	2A	3K	4B	5B	6P, 6B	7D	8D	9B	10K, 10H	0	0.00
Berentsen (2005)	1A	2A, 2C	3L	4C	5A	6D, 6Q	7A	8B	9A	10J, 10H	0	0.00
Ashton & Boyes (2002)	1B	2C	3O, 3J	4B	5A	6G	7C	8B	9D	10B	0	0.00
Möker & Friederich (1996)	1A	2C	3J, 3O	4A	5A	6G	7A	8B	9D	10B	0	0.00

Nota: Elaboração dos autores. Artigos ordenados do mais recente para o mais antigo. Colunas 1 a 10 correspondem aos 10 critérios utilizados na classificação (1 – tipo do estudo, 2 – abordagem, 3 – objeto de estudo, 4 – escopo).

2.4 Panorama da pesquisa em pagamentos de varejo

Essa seção apresenta um panorama da pesquisa em pagamentos de varejo tendo como base a classificação dos artigos por objeto de pesquisa, que será sumarizada na seção 2.5. Esse critério é o que melhor se presta a descrever de forma geral a literatura na área.

2.4.1 Determinantes do uso (microeconômicos)

Nessa linha de pesquisa, que apresenta o maior número de trabalhos, os estudos tentam identificar os determinantes do uso dos instrumentos de pagamento do ponto de vista microeconômico, ou seja, tentam identificar os determinantes da escolha dos instrumentos de pagamento pelos consumidores pagadores. Os estudos geralmente empregam dados de entrevistas (*surveys*) e diários de pagamentos, disponibilizados na maioria das vezes por bancos centrais. Dados de transações fornecidos por varejistas também são empregados em alguns trabalhos.

Os trabalhos em geral regridem o instrumento escolhido pelos consumidores em relação a variáveis explicativas que caracterizam o consumidor pagador, como variáveis demográficas (idade, sexo, escolaridade, etc.), econômicas (renda, tipo de vínculo empregatício, etc.), de características da compra (valor, tipo de estabelecimento, tipo do bem consumido, etc.), percepção dos instrumentos (por exemplo, através de notas atribuídas aos instrumentos para diversos atributos), etc. As técnicas empregadas são basicamente logit (ou probit) e suas extensões ou variações, como o logit multinomial quando se modela a escolha de vários instrumentos e não apenas de duas classes (em geral, eletrônicos/não eletrônicos).

Os resultados em geral indicam que as variáveis demográficas são importantes, com idosos e pessoas com menor escolaridade e renda se atendo mais a dinheiro, enquanto pessoas mais jovens e com maior escolaridade e renda usam instrumentos de pagamento eletrônico com mais frequência. A escolha de instrumentos eletrônicos em geral aumenta com o valor da transação, enquanto dinheiro é o meio preferido para compras de menor valor. O dinheiro é o instrumento percebido como o menos custoso, mais rápido no ponto de venda, mais fácil de usar e mais aceito.

Uma das lacunas refere-se à relativa escassez de trabalhos envolvendo países emergentes. Outra lacuna diz respeito às técnicas. Há poucos trabalhos que aplicam técnicas alternativas como as de aprendizagem de máquina, como por exemplo Shy (2019) e Świecka et al. (2021), ou de simulação, como a empregada por Arango et al. (2014). Por fim, a dificuldade de acesso a dados de volume significativo de transações reais com diversos instrumentos, inclusive dinheiro, prejudica o desenvolvimento de estudos na linha de pesquisa e é limitação já conhecida (Humphrey, 2010; Kahn & Roberds, 2009).

2.4.2 Determinantes do uso (macroeconômicos)

Essa linha de pesquisa tenta identificar os determinantes do uso dos diversos instrumentos de pagamento do ponto de vista macroeconômico, ou seja, que características macroeconômicas e ambientais determinam a composição da cesta de instrumentos de pagamento de varejo utilizada pelos consumidores. Os trabalhos geralmente empregam dados agregados, regredindo quantidades e valores de transações dos diversos instrumentos em variáveis como taxas de juros, crescimento do PIB, índice de criminalidade, competição no mercado financeiro, nível de impostos, entre outras. Como quantidade e valor de transações com dinheiro não estão disponíveis, usam-se *proxies* como o papel moeda em poder do público (PMPP) ou o valor do consumo das famílias menos o valor de transações com instrumentos eletrônicos e cheques, por exemplo. Análise de dados em painel e logit são as técnicas mais empregadas e os resultados apontam para maior uso de instrumentos eletrônicos com maior nível de taxas de juros (em função do custo de oportunidade de se manter dinheiro em espécie), com maior nível de competição (que estimula instrumentos alternativos), com menor nível de impostos (que desincentiva a economia paralela e a sonegação), com maior índice de criminalidade (que aumenta o risco de perda de dinheiro em função de roubos) e com maior desenvolvimento tecnológico (*proxies* geralmente são número de ATMs e POS).

As lacunas são semelhantes às da seção anterior: há poucos trabalhos com países emergentes ou com técnicas alternativas. Além disso, há poucos trabalhos com instrumentos de pagamentos mais recentes, como criptomoedas, pagamentos instantâneos ou moedas digitais de bancos centrais (*Central Bank Digital Currency - CBDC*), por exemplo.

2.4.3 Atributos específicos de instrumentos de pagamento de varejo

Os trabalhos dessa linha de pesquisa são mais heterogêneos, mas apresentam em comum o estudo de aspectos específicos sobre instrumentos de pagamentos de varejo, como aceitação, eficiência, custo, adoção e segurança, por exemplo. Em geral os trabalhos utilizam dados de entrevistas com consumidores, mas as técnicas são mais variadas (e.g. cronografia em Polasik et al. (2010) e inventário de adaptação-inovação de Kirton em Szmigin & Foxall (1998)). Alguns trabalhos são teóricos. Em relação à adoção, seja de instrumentos ou de tecnologias, os trabalhos concluem que fatores demográficos são importantes, com usuários mais jovens e mais escolarizados entre os pioneiros. A aceitação de cartões é avaliada como benéfica para consumidores e portadores e o custo é identificado como variável importante para aceitação e uso.

Como lacunas, poucos trabalhos envolvem países emergentes. Estudos sobre instrumentos mais recentes, como criptomoedas e pagamentos instantâneos também são ainda pouco comuns, bem como a utilização de técnicas alternativas.

2.4.4 História e regulação

Os trabalhos dessa linha de pesquisa apresentam a história de aspectos relacionados aos instrumentos de pagamento de varejo e descrevem como diversas intervenções regulatórias impactaram os instrumentos. A maior parte dos trabalhos é descritiva ou teórica, mas também há trabalhos empíricos sobre os impactos da regulação.

Falhas de mercado encarecem instrumentos eletrônicos que os reguladores visam incentivar e levaram a intervenções regulatórias com o objetivo de baratear o custo para lojistas e consumidores. Estímulos a novos instrumentos, como os pagamentos rápidos, também foram criados pelas autoridades competentes, com bancos centrais chegando inclusive ao oferecimento dos serviços para os usuários finais, como no México (Committee on Payments and Market Infrastructures, 2016).

As principais intervenções regulatórias recentes focaram nos cartões de pagamento, em especial nos cartões de débito, considerados mais eficientes e capazes de entregar mais bem-estar para a sociedade que os cartões de crédito, por exemplo. Diversos países estabeleceram tetos para a tarifa de intercâmbio, exigiram maior transparência no estabelecimento e comunicação de preços e tarifas e aboliram regras que impediam diferenciação de preços de produtos e serviços em função do instrumento de pagamento utilizado para concretizar a compra. As principais lacunas também dizem respeito a poucos trabalhos sobre países emergentes e à escassez de trabalhos empregando técnicas quantitativas para analisar o assunto.

2.4.5 Atividade econômica e política monetária

Nessa linha de pesquisa há trabalhos sobre previsão tempestiva (*nowcasting*) de atividade econômica com a utilização de dados de pagamentos de varejo e também trabalhos sobre o efeito de características dos pagamentos de varejos sobre a atividade econômica. Os estudos geralmente utilizam dados de operadores de IMFs (Infraestruturas do Mercado Financeiro) como quantidade e valor de transações individuais com pagamentos de varejo como preditores ou determinantes da atividade econômica. Os trabalhos concluem que pagamentos de varejo estão relacionados à atividade econômica e que podem ser empregados para prevê-la.

Aqui também há poucos trabalhos empregando técnicas alternativas, por exemplo, de aprendizagem de máquina como o utilizado por León & Ortega (2018). Instrumentos mais recentes como pagamentos instantâneos também não são analisados.

2.4.6 Organização industrial, mercado de dois lados e tarifa de intercâmbio

Essa linha de pesquisa explora questões da organização industrial do setor de pagamentos de varejo, com destaque para a natureza de mercado de dois lados de parte dos instrumentos eletrônicos, principalmente cartões de pagamento. Estudos sobre tarifa de intercâmbio focam nesse aspecto específico da estrutura de precificação dos arranjos de pagamento de cartão. A conclusão principal é de que a tarifa de intercâmbio que maximiza o ótimo social é diferente da tarifa de intercâmbio praticada no mercado, de forma que, sem intervenção, dificilmente o ótimo social é atingido. Além disso, regulação é necessária para se garantir competição adequada.

2.5 Resultados da análise da literatura

Essa seção apresenta o resultado da análise bibliométrica conforme metodologia descrita na seção 2.2 e na classificação apresentada na seção 2.3. A análise foi conduzida com auxílio do pacote Bibliometrix (Aria & Cuccurullo, 2017) da ferramenta R (R Core Team, 2019).

2.5.1 Resultado por critério

Em relação ao critério 1 (tipo de estudo), a maior parte dos trabalhos é empírica (70 estudos). 21 são teóricos e 2 são teóricos e empíricos. Os trabalhos teóricos (ou ambos) geralmente têm por objeto história e regulação ou organização industrial.

Em relação ao critério 2 (abordagem), a maior parte dos trabalhos (69 estudos) emprega abordagem quantitativa. Apenas 2 artigos apresentam abordagem qualitativa. Os trabalhos descritivos (32 estudos), por sua vez, em geral têm por objeto de estudo história, regulação e organização industrial. Cada estudo pode apresentar mais de uma abordagem.

A tabela 3 apresenta a classificação dos artigos conforme o critério 3, objeto do estudo. Esse foi o critério utilizado para apresentação na seção 2.4 do panorama da pesquisa sobre instrumentos de pagamento. A maior parte dos trabalhos (46) tenta identificar os determinantes do uso dos diversos instrumentos de pagamento, seja sob a ótica da escolha dos consumidores/pagadores (abordagem microeconômica, com 32 artigos), seja sob a ótica das condições econômicas e ambientais que afetam o uso dos instrumentos (abordagem macroeconômica, com 14 artigos). Atributos específicos de instrumentos de pagamento de varejo, como a adoção de determinado instrumento (19 artigos), o custo (8 artigos), a aceitação (5 artigos), segurança e fraude (5 artigos), a velocidade (1 artigo) e a confiabilidade (1 artigo), são o segundo objeto de estudo mais frequente, totalizando 39 artigos. História (14 artigos) e regulação (12 artigos) são os próximos objetos mais

Tabela 3 – Número de artigos por tipo de objeto

Objeto	Número de artigos
Determinantes do uso micro	32
Adoção de instrumentos de pagamento	19
Determinantes do uso macro	14
História	14
Regulação	12
Organização industrial	11
Adoção de tecnologias	8
Custo de instrumentos de pagamento	8
Aceitação de instrumentos de pagamento	5
Segurança/fraude em instrumentos de pagamento	5
Convergência	3
Outros	6
Total	137

Nota: Elaboração dos autores. Cada artigo pode ter mais de um objeto.

estudados. Esses artigos são geralmente teóricos e descritivos, sem empregar abordagem quantitativa. Aspectos relacionados à organização industrial do setor (11 artigos) também têm espaço entre os objetos. Convergência do uso de instrumentos entre países (3 artigos), previsão da atividade econômica (2 artigos) com base em dados de instrumentos de pagamento, relação entre atividade econômica (2 artigos), política monetária (2 artigos) e instrumentos são outro objeto de destaque.

Em relação ao critério 4 (escopo), a maior parte dos trabalhos (57 estudos) analisa apenas um país, já que dados de diversos países são mais difíceis de obter e requerem um trabalho maior para padronização e alinhamento. Apenas 3 trabalhos têm como escopo países de várias regiões do mundo. A região ou bloco analisado (13 estudos) geralmente é a União Europeia, cujos dados dos países membros são padronizados. Há ainda 13 trabalhos que envolvem mais de um país e 7 trabalhos em que o escopo não é especificado ou que o critério não se aplica. Estudos que envolvam um espectro mais amplo de países também é uma das lacunas identificadas.

Em relação ao critério 5 (contexto), a maior parte dos estudos (55) aborda países desenvolvidos, com apenas 25 artigos abordando países em desenvolvimento e apenas 7 estudos abordando tanto países desenvolvidos quanto emergentes. O critério não se aplica a 6 estudos (ou o contexto não foi especificado). Carência de estudos que envolvam países emergentes foi uma das lacunas já mencionadas na seção 2.4.

A tabela 4 apresenta a classificação dos artigos conforme o critério 6, foco. Como pode ser observado, há poucos trabalhos sobre instrumentos mais modernos, como pagamentos móveis. Por exemplo, apenas quatro trabalhos abordam pagamentos rápidos ou instantâneos (Buckley, 2020; Korella & Li, 2018; Kumar et al., 2020; Natarajan & Balakrishnan, 2020), sendo dois deles de maneira superficial (Korella & Li, 2018; Kumar et al., 2020) e outro propondo *guidelines* para implementação (Natarajan & Balakrish-

nan, 2020). Apenas outros dois abordam CDBC (Birch, 2020; Bossone et al., 2020). Essa também foi uma das lacunas identificadas na seção 2.4.

Tabela 4 – Número de artigos por foco

Foco	Número de artigos
Dinheiro	41
Cartões/cartões de pagamento/pagamentos eletrônicos	33
Cheques	24
Cartões de débito	23
Cartões de crédito	22
Transferências/transferência de crédito/transferências eletrônicas	15
Débito direto	13
Sistemas de pagamento	11
Dinheiro móvel/pagamentos móveis	10
Dinheiro digital/dinheiro eletrônico	8
Cartões pré-pagos/cartões de armazenamento de valor	7
Cartões sem contato	7
Fintechs	6
Carteira digital/Paypal	5
Pagamentos rápidos	5
Outros	29
Total	259

Nota: Elaboração dos autores. Cada artigo pode ter mais de um objeto.

Em relação ao critério 7 (período), a maior parte dos trabalhos (35) analisa um período curto, de até cinco anos. Dos artigos cujo período não é especificado ou não se aplica (20), a maior parte é do tipo teórico. Daqueles que estudam prazos mais longos (27 estudos), grande parte tem por objeto os determinantes de uso ou história e regulação, primordialmente com dados de reguladores, IMFs ou outros órgãos no caso dos determinantes de uso ou sem dados no caso de história e regulação. 11 estudos analisam um prazo médio, entre 5 e 10 anos.

A tabela 5 apresenta a classificação dos artigos conforme o critério 8, tipo de dados. A maior parte dos trabalhos emprega dados de *surveys* ou entrevistas (40), de diários de pagamentos (10) ou de varejistas (5), usados principalmente por estudos sobre determinantes de uso microeconômicos. Os dados de reguladores, IMFs ou outros órgãos (24) são empregados principalmente por estudos sobre determinantes de uso macroeconômicos. Os trabalhos em que dados não são aplicáveis (24) versam basicamente sobre história e regulação. É possível identificar aqui também que, pela dificuldade de obtenção de dados, há poucos trabalhos com dados de simulações e experimentos ou mesmo de varejistas.

Em relação ao critério 9 (método), a maior parte dos trabalhos (62) usa métodos econométricos, estatísticos ou multivariados. Os trabalhos em que não se aplicam métodos (21) são majoritariamente descritivos e os 8 que empregam modelagem matemática são teóricos.

A tabela 6 apresenta a classificação dos artigos conforme o critério 10, técnica.

Tabela 5 – Número de artigos por tipo de dados

Tipo de dados	Número de artigos
Survey/entrevista	40
De reguladores, IMFs ou outros órgãos	24
Não aplicável ou não especificado	24
Diário de pagamentos	10
Varejista/credenciador/IF	5
De balanços patrimoniais	2
Experimento	1
Jornais	1
Simulações	1
Total	108

Nota: Elaboração dos autores. Cada artigo pode empregar mais de um tipo de dados.

Estatística descritiva é a técnica mais usada, embora seja acessória na maior parte dos trabalhos. Logit e suas variações são empregados em grande parte dos trabalhos sobre os determinantes do uso tanto microeconômicos quanto macroeconômicos e de alguns trabalhos sobre os atributos específicos. Modelagem matemática é empregada principalmente nos trabalhos teóricos quantitativos. Análise em painel é empregada em parte dos trabalhos sobre determinantes macroeconômicos, mas também sobre atributos específicos. Como já mencionado, técnicas alternativas como as de aprendizagem de máquina e de simulação são pouco comuns e constituem lacuna de pesquisa identificada.

Tabela 6 – Número de artigos por técnica

Técnica	Número de artigos
Estatística descritiva	74
Logit/probit/cloglog	14
Análise de dados em painel	11
Modelagem matemática	10
MQO	10
Não aplicável ou não especificado	9
Comparação de médias	7
Modelo de seleção de Heckman	6
Logit/Probit ordenado	5
Análise de séries temporais	4
Logit/Probit Multinomial	4
Análise fatorial/Análise fatorial confirmatória	3
GMM	3
Outros	19
Total	179

Nota: Elaboração dos autores. Cada artigo pode empregar mais de uma técnica.

2.5.2 Redes de co-citação

A figura 2 apresenta a rede de co-citação das 30 principais referências, ou seja, não são necessariamente os artigos da amostra, mas as principais referências citadas pelos artigos da amostra. O tamanho dos círculos corresponde ao número de citações recebida

Reference co-citation network

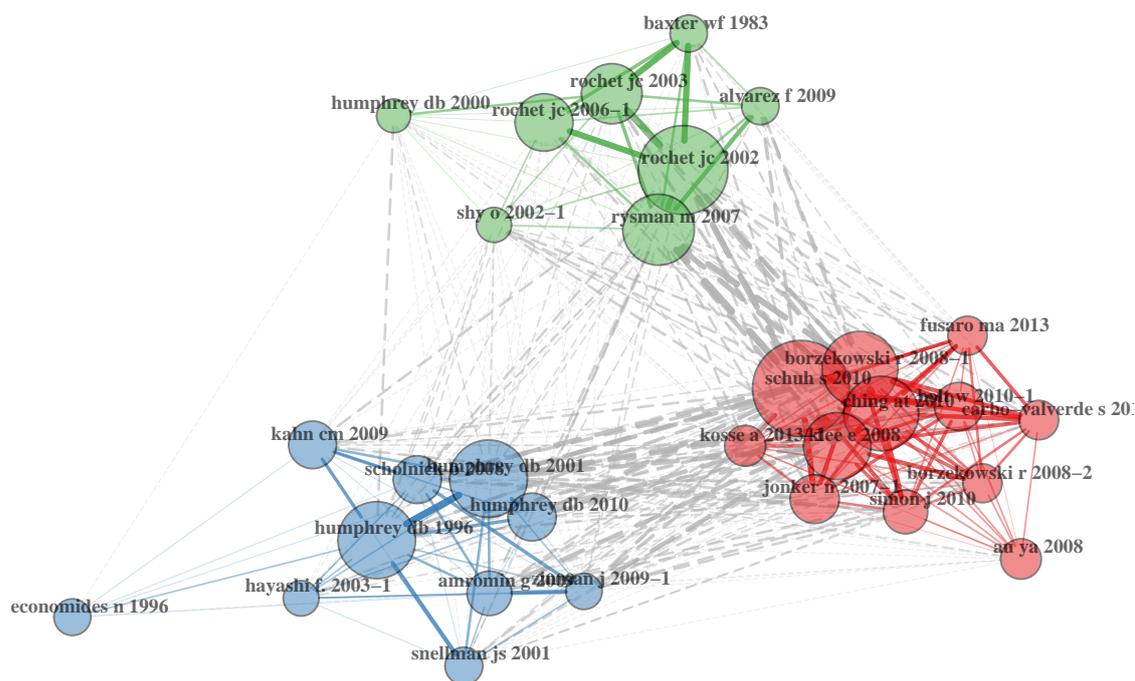


Figura 2 – Rede de co-citação de referências. Fonte: elaboração dos autores com emprego do pacote bibliometrix (Aria e Cuccurullo, 2017).

pela referência entre os artigos da amostra. A rede mostra que há três *clusters* principais. O *cluster* exibido em azul, cujos artigos mais citados são Klee (2008) (com 10 citações), Borzekowski et al. (2008) (com 13 citações), Ching & Hayashi (2010) (com 12 citações) e Schuh & Stavins (2010) (com 16 citações), representa artigos que tratam de determinantes do uso microeconômicos. Simon et al. (2010) (parte da amostra, com 6 citações) também é um dos trabalhos do *cluster*.

Rochet & Tirole (2006) (com 9 citações), Rochet & Tirole (2002) (com 15 citações), Rochet (2003) (com 13 citações) e Rysman (2007) (com 13 citações) são referências do *cluster* exibido em verde, que representa principalmente artigos sobre organização industrial, mercado de dois lados e tarifa de intercâmbio.

Por fim, o *cluster* vermelho representa artigos cujo objeto são os determinantes do uso dos instrumentos (tanto microeconômicos quanto macroeconômicos), representado principalmente por Humphrey et al. (1996) (com 15 citações), que faz uma extensa análise descritiva dos pagamentos de varejo em países desenvolvidos e apresenta um modelo que relaciona o uso de instrumentos diferentes do dinheiro com variáveis macroeconômicas e ambientais, por Humphrey et al. (2001) (parte da amostra, com 14 citações), que tenta estabelecer a relação entre mudanças no preços dos instrumentos e a escolha por parte dos consumidores, e por Humphrey (2010) (identificado na pesquisa por palavras-chave nas bases, mas excluído da amostra por ser um editorial, com 9 citações), que sumariza oito

Journal co-citation network

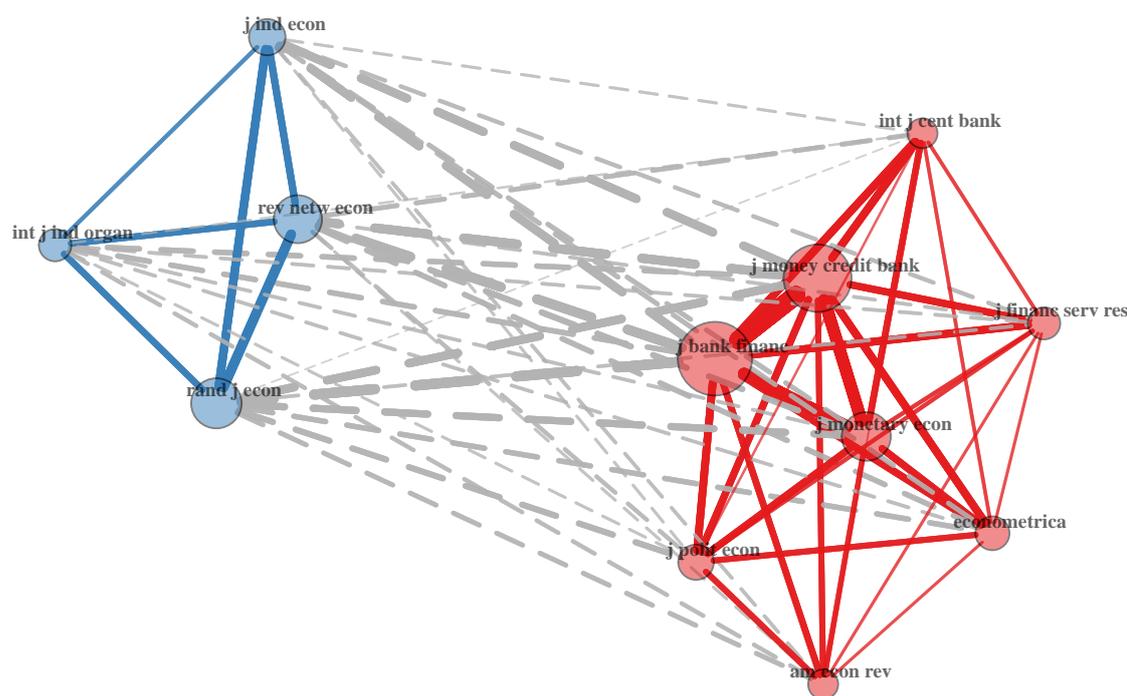


Figura 3 – Rede de co-citação de periódicos. Fonte: elaboração dos autores com emprego do pacote bibliometrix (Aria e Cuccurullo, 2017).

artigos apresentado em uma conferência do Banco Central da Noruega sobre pagamentos de varejo em novembro de 2008. O objeto de estudo “determinantes do uso” domina a análise, já que concentra 46 entre as 147 ocorrências de objetos, considerando tanto as abordagens microeconômica quanto macroeconômica.

A figura 3, por sua vez, mostra a rede de co-citação de periódicos. Entre as referências, os periódicos mais citados são o *Journal of Banking and Finance* e o *Journal of Money, Credit and Banking*, com respectivamente 44 e 25 citações, e juntamente com o *Journal of Monetary Economics* (19 citações), o *American Economic Review* (23 citações), o *International Journal of Central Banking* (6 citações), o *Journal of Financial Services Research* (14 citações), *Journal of Political Economics* (15 citações) e *Econometrica* (21 citações) formam o *cluster* vermelho. São referências principalmente sobre os determinantes do uso dos instrumentos de pagamento, tanto microeconômicos quanto macroeconômicos, e sobre os atributos dos instrumentos de pagamento.

O *cluster* azul, representado principalmente pelos periódicos *RAND Journal of Economics* (12 citações), *Review of Network Economics* (31 citações), *Journal of Industrial Economics* (8 citações) e *International Journal of Industrial Organization* (12 citações), traz referências principalmente sobre organização industrial, mercado de dois lados, tarifa de intercâmbio, história e regulação dos instrumentos e sistema de pagamentos.

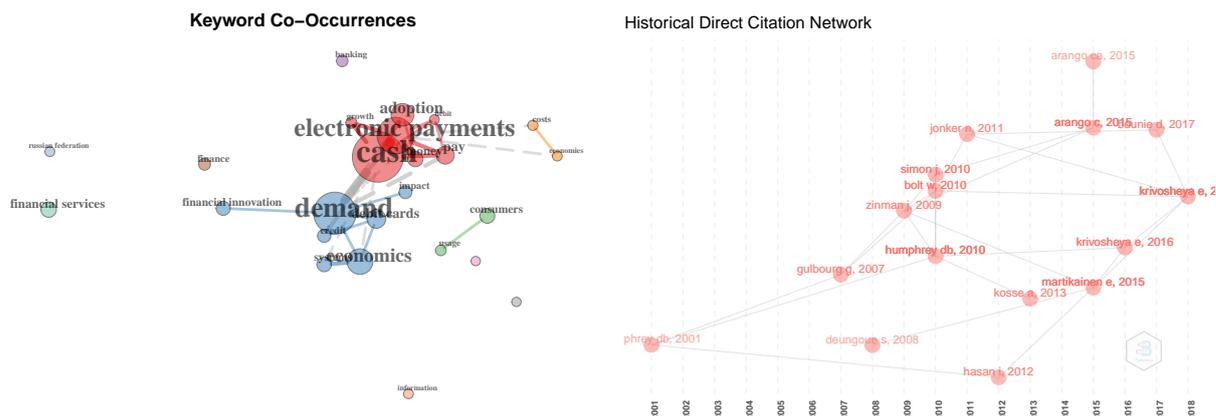


Figura 4 – (a) Rede de co-ocorrências de palavras-chave plus e (b) histórico. Fonte: elaboração dos autores com emprego do pacote bibliometrix (Aria e Cuccurullo, 2017).

2.5.3 Co-ocorrências de palavras-chave

A figura 4 (a) apresenta *clusters* de palavras-chave *plus*, termos de índice gerados automaticamente a partir dos títulos de artigos citados (Clarivate Analytics, 2019), ou seja, grupos de palavras que tendem a aparecer em conjunto como palavras-chave dos artigos. “Dinheiro” (*cash*) é a palavra chave mais citada no *cluster* verde relacionada principalmente a “pagamentos eletrônicos” (*electronic payments*), mas também a “crescimento” (*growth*), “adoção” (*adoption*) e “pagamento” (*pay*), entre outras, indicando que os estudos se dedicam a investigar ou o crescimento da atividade econômica ou o próprio crescimento do uso do dinheiro ou de outros instrumentos em substituição ao dinheiro. O *cluster* azul, por sua vez, sugere o estudo de questões econômicas (*economics*) relacionadas à demanda (*demand*) por cartões de crédito (*credit*) ou débito (*debit cards*) no contexto do mercado de dois lados (*2-sided markets*).

“Custo” (*costs*) é a palavra-chave que mais ocorre no *cluster* amarelo, associando à “economia” (*economics*), indicando que os trabalhos se dedicam a estudar o custo como atributo de instrumentos de pagamento. Um quarto *cluster* (vermelho) sugere que se estuda o uso (*usage*) por consumidores (*consumers*).

2.5.4 Histórico

A figura 4 (b) mostra que a principal ramificação, sobre determinantes de uso, se inicia no trabalho de Humphrey et al. (2001), passando por Simon et al. (2010), Bolt et al. (2010) (sobre aceitação e custo), pelo editorial de Humphrey (2010), por Zinman (2009) até os trabalhos mais recentes de Arango, Hogg, et al. (2015), Arango, Huynh, et al. (2015), Martikainen et al. (2015) e Krivosheya & Korolev (2016). Um terceiro ramo se inicia com Kosse (2013), também sobre determinantes macroeconômicos.

Linhas alternativas, sobre organização industrial, mercado de dois lados, tarifa de intercâmbio, história e regulação chegam a Hasan et al. (2012), Bounie et al. (2017) e

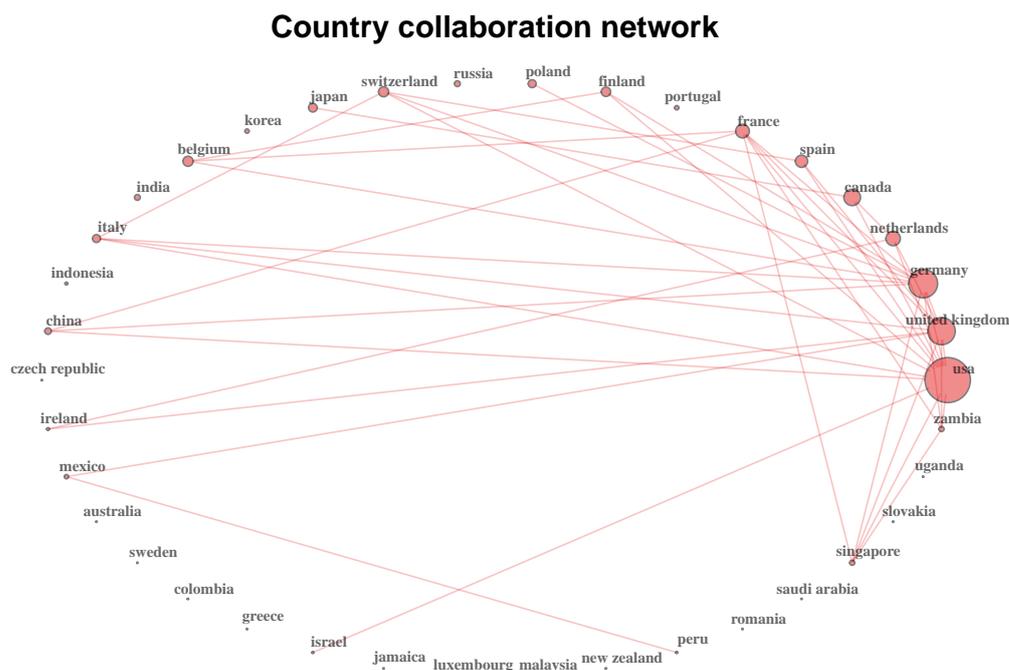


Figura 6 – Rede de colaboração entre países. Fonte: elaboração dos autores com emprego do pacote bibliometrix (Aria e Cuccurullo, 2017).

2.6 Considerações finais

O presente trabalho realizou uma análise bibliométrica de estudos sobre pagamentos de varejo disponíveis nas bases *Scopus* e *Web of Science*. O interesse pelo tema, medido pelo número de artigos publicados, vem crescendo nos últimos anos, com publicações também em periódicos de alto impacto. A maior parte dos trabalhos é empírica, quantitativa, tem por objeto determinantes de uso dos instrumentos (tanto com abordagem macroeconômica como microeconômica), atributos específicos dos instrumentos ou organização industrial, têm por escopo apenas um país desenvolvido, focam em dinheiro e cartões, analisam períodos curtos, de até 2 anos, usam dados de entrevistas ou *surveys*, diários de pagamentos ou de IMFs e reguladores, usam análise estatística, econométrica ou multivariada e empregam logit e suas variações como técnica, além de estatística descritiva de modo acessório.

Como lacunas principais, há relativamente poucos trabalhos envolvendo países emergentes, análises de longo prazo, técnicas alternativas como de aprendizagem de máquina e simulação, dados mais numerosos de transações reais, instrumentos mais recentes como pagamentos móveis e pagamentos instantâneos. Também há poucos trabalhos que comparam um número maior de países. Com diversas mudanças regulamentares relacionadas a pagamentos tendo sido implementadas ao redor do mundo (Folwarski, 2018) e com a entrada em operação de novos instrumentos (Semerikova, 2020), a agenda de pesquisa da área poderia priorizar esses temas.

Como limitações, os critérios utilizados nas pesquisas nas bases são determinantes para a composição da amostra, de forma que mudanças sutis nos parâmetros de busca podem alterar de forma significativa os artigos identificados. Os critérios utilizados para classificação dos artigos também são subjetivos.

Trabalhos futuros podem ampliar as palavras-chave pesquisadas, incluindo outros termos relacionados aos pagamentos de varejo, de forma a abranger uma amostra maior de artigos. O tamanho da amostra, entretanto, pode se ampliar consideravelmente, dificultando uma análise de acordo com a metodologia empregada, já que cada artigo precisa ser classificado de acordo com cada critério. Novos critérios podem ser incluídos e outras bases também podem ser consideradas.

Referências bibliográficas

Abdul-Muhmin, A. G. (2010). Transaction size effects on consumers' retail payment mode choice. *International Journal of Retail and Distribution Management*, 38(6), 460–478. <https://doi.org/10.1108/09590551011045348>

Arango, C., Eschelbach, M., Hernández, L., Bounie, D., & Hoffmann, M. (2014). Cash management and payment choices: a Simulation Model With International Comparisons. *Discussion Paper. Deutsche Bundesbank*, 04.

Arango, C., Hogg, D., & Lee, A. (2015). Why is cash (still) so entrenched? Insights from Canadian shopping diaries. *Contemporary Economic Policy*, 33(1), 141–158. <https://doi.org/10.1111/coep.12066>

Arango, C., Huynh, K. P., & Sabeti, L. (2015). Consumer payment choice: Merchant card acceptance versus pricing incentives. *Journal of Banking and Finance*, 55, 130–141. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.02.005>

Aria, M., & Cuccurullo, C. (2017). Bibliometrix: An r-tool for comprehensive science mapping analysis. *Journal of Informetrics*, 11(4), 959–975. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.08.007>

Ariguzo, G. C., & White, D. S. (2013). Exploring demographic differences in the adoption of mobile money: M-PESA in Kenya. *International Journal of Electronic Marketing and Retailing*, 5(4), 340–358. <https://doi.org/10.1504/IJEMR.2013.060265>

Ashton, J. K., & Boyes, G. (2002). Cruickshank's recommendations as to the future of the UK payment system. *Journal of Financial Regulation and Compliance*, 10(3), 209–218. <https://doi.org/10.1108/13581980210810201>

Batiz-Lazo, B., & Del Angel, G. A. (2018). The Ascent of Plastic Money: International Adoption of the Bank Credit Card, 1950-1975. *Business History Review*, 92(3),

509–533. <https://doi.org/10.1017/S0007680518000752>

Baumol, B. W. J. (1952). The Transactions Demand for Cash : An Inventory Theoretic Approach. *The Quarterly Journal of Economic*, 66(4), 545–556.

Baxter, W. F. (1983). Bank Interchange of Transactional Paper: Legal and Economic Perspectives. *The Journal of Law & Economics*, 26(3), 541–588.

Bátiz-Lazo, B. (2009). Emergence and evolution of ATM networks in the UK, 1967–2000. *Business History*, 51(1), 1–27. <https://doi.org/10.1080/00076790802602164>

Bech, M., Ougaard, F., Faruqui, U., & Picillo, C. (2018). Payments are a-changin’ but cash still rules. *BIS Quarterly Review*, March, 67–80.

Berentsen, A. (1998). Monetary policy implications of digital money. *Kyklos*, 51(1), 89–117. <https://doi.org/10.1111/1467-6435.00039>

Berentsen, A. (2005). Digital Money, Liquidity, and Monetary Policy. *First Monday*, 1–11.

Birch, D. G. W. (2020). Clouds, chips or chains? The three ways to implement a digital dollar: Fedpesa, feddex or fedcoin. *Journal of Payments Strategy and Systems*, 14(4), 339–352.

Boeschoten, W. C. (1992). *Currency Use and Payment Patterns*. <https://doi.org/10.1007/978-94-011-2518-5>

Bolt, W. (2006). Retail payments in the Netherlands: Facts and theory. *Economist*, 154(3), 345–372. <https://doi.org/10.1007/s10645-006-9014-1>

Bolt, W., Jonker, N., & Renselaar, C. van. (2010). Incentives at the counter: An empirical analysis of surcharging card payments and payment behaviour in the Netherlands. *Journal of Banking and Finance*, 34(8), 1738–1744. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2009.09.008>

Bolt, W., & Mester, L. J. (2017). Introduction to Retail Payments: Mapping Out the Road Ahead. *Journal of Financial Services Research*, 52(1-2), 1–3. <https://doi.org/10.1007/s10693-017-0282-5>

Borzekowski, R., Kiser, K. E., & Ahmed, S. (2008). Consumers’ use of debit cards: Patterns, preferences, and price response. *Journal of Money, Credit and Banking*. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4616.2008.00107.x>

Bossone, B., Srinivas, G., & Banka, H. (2020). Granting access to real-time gross settlement systems in the fintech era. *Journal of Payments Strategy and Systems*, 14(4), 363–379.

Bounie, D., François, A., & Van Hove, L. (2017). Consumer Payment Preferences,

Network Externalities, and Merchant Card Acceptance: An Empirical Investigation. *Review of Industrial Organization*, 51, 257–290. <https://doi.org/10.1007/s11151-016-9543-y>

Bruggink, D., & Coelho, P. (2020). The payments landscape in Portugal: An interview with Pedro Coelho. *Journal of Payments Strategy and Systems*, 14(1), 6–9.

Buckley, A. (2020). Real-time retail payments or faster payments: Evidence from select countries on consumer attitudes and the importance of dependability Mahadevan Balakrishnan** Consultant, Payment System Development Group, World Bank. *Journal of Payments Strategy and Systems*, 14(2), 172–186.

Callado-Muñoz, F. J., Hromcová, J., & Utrero-González, N. (2012). Transformation of payment systems: The case of European Union enlargement. *Applied Economics Letters*, 19(18), 1787–1791. <https://doi.org/10.1080/13504851.2012.654908>

Callado-Muñoz, F. J., Hromcová, J., & Utrero-González, N. (2018). Effects of institutional environment and technology development on payment choice. *Technological and Economic Development of Economy*, 24(1), 81–107. <https://doi.org/10.3846/20294913.2015.1074952>

Camera, G., Casari, M., & Bortolotti, S. (2016). An Experiment on Retail Payments Systems. *Journal of Money, Credit and Banking*, 48(2-3). <https://doi.org/10.1111/jmcb.12303>

Chakravorti, S. (2010). Externalities in payment card networks: Theory and evidence. *Review of Network Economics*, 9(2). <https://doi.org/10.2202/1446-9022.1199>

Chen, H., Felt, M. H., & Huynh, K. P. (2017). Retail payment innovations and cash usage: accounting for attrition by using refreshment samples. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A: Statistics in Society*, 180, 503–530. <https://doi.org/10.1111/rssa.12208>

Ching, A. T., & Hayashi, F. (2010). Payment card rewards programs and consumer payment choice. *Journal of Banking and Finance*, 34(8), 1773–1787. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2010.03.015>

Chiu, I. H. Y. (2017). *A new era in fintech payment innovations? A perspective from the institutions and regulation of payment systems* (Vol. 9, pp. 190–234). Taylor & Francis. <https://doi.org/10.1080/17579961.2017.1377912>

Clarivate Analytics. (2019). *2018 Journal Impact Factor, Journal Citation Reports Social Sciences Edition*. Clarivate Analytics.

Committee on Payment and Settlement Systems. (2012). *Innovations in retail payments* (May). Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/cpmi/publ/d102.pdf>

Committee on Payments and Market Infrastructures. (2016). *Fast payments - Enhancing the speed and availability of retail payments* (November; pp. 1–90). <https://www.bis.org/cpmi/publ/d154.pdf>

Conesa, C., Gambacorta, L., Gorjon, S., & Lombardi, M. J. (2015). The use of payment systems data as early indicators of economic activity. *Applied Economics Letters*, 22(8), 646–650. <https://doi.org/10.1080/13504851.2014.964826>

Consoli, D. (2008). Systems of Innovation and Industry Evolution: The case of retail Banking in the UK. *Industry and Innovation*, 15(6), 579–600. <https://doi.org/10.1080/13662710802550893>

Deufel, P., Kemper, J., & Brettel, M. (2019). Pay now or pay later: A cross-cultural perspective on online payments. *Journal of Electronic Commerce Research*, 20(3), 141–154.

Deungoue, S. (2008). Will we pay in the same way? *European Journal of Finance*, 14(1), 49–67. <https://doi.org/10.1080/13518470701773692>

Drehmann, M., Goodhart, C., & Krueger, M. (2002). Challenges to currency: Will cash resist the e-money challenge? *Economic Policy*, April.

Fisher, I. (1909). A Practical Method of Estimating the Velocity of Circulation of Money. *Journal of the Royal Statistical Society*, 72(3), 604–618.

Folwarski, M. (2018). The impact of selected regulations on the development of payments systems in Poland. *Marketing and Management of Innovations*, 3, 302–312. <https://doi.org/10.21272/mmi.2018.3-27>

Friedman, M. (1956). *Studies in the quantity theory of money*. University of Chicago Press.

Fujiki, H. (2020). Cash demand and financial literacy: A case study using Japanese survey data. *Japan and the World Economy*, 54 (January), 100998. <https://doi.org/10.1016/j.japwor.2020.100998>

Fujiki, H., & Tanaka, M. (2014). Currency demand, new technology, and the adoption of electronic money: Micro evidence from Japan. *Economics Letters*, 125(1), 5–8. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2014.07.032>

Fujiki, H., & Tanaka, M. (2018). How do we choose to pay using evolving retail payment technologies? Evidence from Japan. *Journal of the Japanese and International Economies*, 49 (September 2017), 85–99. <https://doi.org/10.1016/j.jjie.2018.05.001>

Goczek, Ł., & Witkowski, B. (2016). Determinants of card payments. *Applied Economics*, 48(16), 1530–1543. <https://doi.org/10.1080/00036846.2015.1102846>

Gomber, P., Kauffman, R. J., Parker, C., & Weber, B. W. (2018). On the Fintech Revolution: Interpreting the Forces of Innovation, Disruption, and Transformation in Financial Services. *Journal of Management Information Systems*, 35(1), 220–265. <https://doi.org/10.1080/07421222.2018.1440766>

Grüschow, R. M., Kemper, J., & Brettel, M. (2016). How do different payment methods deliver cost and credit efficiency in electronic commerce? *Electronic Commerce Research and Applications*, 18, 27–36. <https://doi.org/10.1016/j.elerap.2016.06.001>

Guibourg, G., & Segendorff, B. (2007). A note on the price- and cost structure of retail payment services in the Swedish banking sector 2002. *Journal of Banking and Finance*, 31(9), 2817–2827. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2007.01.025>

Hancock, D., & Humphrey, D. B. (1998). Payment transactions, instruments, and systems: A survey. *Journal of Banking & Finance*, 21(11-12), 1573–1624. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(97\)00046-0](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(97)00046-0)

Harasim, J., & Klimontowicz, M. (2013). Payment habits as a determinant of retail payment innovations diffusion: The case of Poland. *Journal of Innovation Management*, 1(2), 86–102. https://doi.org/10.24840/2183-0606_001.002_0007

Hasan, I., Martikainen, E., & Takalo, T. (2014). *Promoting efficient retail payments in Europe* (p. 21). http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract%7B/_%7Ddid=2509151

Hasan, I., Schmiedel, H., & Song, L. (2012). Returns to Retail Banking and Payments. *Journal of Financial Services Research*, 41(3), 163–195. <https://doi.org/10.1007/s10693-011-0114-y>

Hernandez, L., Jonker, N., & Kosse, A. (2017). Cash versus Debit Card: The Role of Budget Control. *Journal of Consumer Affairs*, 51(1), 91–112. <https://doi.org/10.1111/joca.12112>

Hromcová, J., Callado-Muñoz, F. J., & Utrero-González, N. (2014). Effects of direct pricing of retail payment methods in Norway. *Economic Modelling*, 37, 428–438. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2013.11.036>

Humphrey, D. (1995). *Payment Systems: Principles, Practice, and Improvements*. World Bank.

Humphrey, D. (2010). Retail payments: New contributions, empirical results, and unanswered questions. *Journal of Banking and Finance*, 34(8), 1729–1737. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2010.04.008>

Humphrey, D., Kim, M., & Vale, B. (2001). Realizing the Gains from Electronic

Payments: Costs, Pricing, and Payment Choice. *Journal of Money, Credit and Banking*, 33(2), 216–234. <https://www.jstor.org/stable/2673882>

Humphrey, D., Pulley, L. B., & Vesala, J. M. (1996). Cash, Paper, and Electronic Payments: A Cross-Country Analysis. *Journal of Money, Credit and Banking*, 28(4), 914. <https://doi.org/10.2307/2077928>

Iman, N. (2020). Financial innovations in Islamic countries: the road to perdition or salvation? *Journal of Islamic Marketing*, 11(6), 1579–1600. <https://doi.org/10.1108/JIMA-07-2018-0123>

Iwańczuk-Kaliska, A. (2015). Innovations in Retail Payments as a Challenge for Central Banks. *Problemy Zarzadzania*, 13(54), 41–53. <https://doi.org/10.7172/1644-9584.54.3>

Jabbour, C. J. C. (2013). Environmental training in organisations: From a literature review to a framework for future research. *Resources, Conservation and Recycling*, 74, 144–155. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2012.12.017>

Jansen, D. J., & Jonker, N. (2018). Fuel tourism in Dutch border regions: Are only salient price differentials relevant? *Energy Economics*, 74(June 2015), 143–153. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2018.05.036>

Jonker, N. (2007). Payment instruments as perceived by consumers - Results from a household survey. *Economist*, 155(3), 271–303. <https://doi.org/10.1007/s10645-007-9062-1>

Jonker, N. (2011). Card acceptance and surcharging: The role of costs and competition. *Review of Network Economics*, 10(2). <https://doi.org/10.2202/1446-9022.1249>

Jun, J., & Yeo, E. (2016). Entry of FinTech Firms and Competition in the Retail Payments Market. *Asia-Pacific Journal of Financial Studies*, 45(2). <https://doi.org/10.1111/ajfs.12126>

Kahn, C. M., & Roberds, W. (2009). Why pay? An introduction to payments economics. *Journal of Financial Intermediation*, 18(1), 1–23. <https://doi.org/10.1016/j.jfi.2008.09.001>

Karoubi, B., Chenavaz, R., & Paraschiv, C. (2016). Consumers' perceived risk and hold and use of payment instruments. *Applied Economics*, 48(14), 1317–1329. <https://doi.org/10.1080/00036846.2015.1100249>

Kaur, K., & Kaur, M. (2013). Differentiating Adopters and Non-adopters of Smart Cards: Comparative Analysis of Public, Private and Foreign Sector Banks in India. *Vikalpa*, 38(3), 67–78. <https://doi.org/10.1177/0256090920130305>

Kemppainen, K. (2020). Assessing the development of the european retail payments market from a historical perspective received. *Journal of Payments Strategy and*

Systems, 13(4), 352–356.

Klee, E. (2008). How people pay: Evidence from grocery store data. *Journal of Monetary Economics*, 55(3), 526–541. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2008.01.009>

Kopsakangas-Savolainen, M., & Takalo, T. (2014). Competition before sunset: The case of the Finnish ATM market. *Review of Network Economics*, 13(1), 1–33. <https://doi.org/10.1515/rne-2012-0018>

Korauš, A., Gombár, M., Kelemen, P., & Backa, S. (2019). Awareness of Security Risks Associated with Payment Systems Analysed by the Methods of Multidimensional Statistics. *Journal of Security and Sustainability Issues*, 8(4).

Korella, J. L., & Li, W. (2018). Retail payment behaviour and the adoption of innovative payments: A comparative study in China and Germany. *Journal of Payments Strategy and Systems*, 12(3), 245–265.

Kosse, A. (2013). Do newspaper articles on card fraud affect debit card usage? *Journal of Banking and Finance*, 37(12), 5382–5391. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.01.016>

Kraenzlin, S., Meyer, C., & Nellen, T. (2020). COVID-19 and regional shifts in Swiss retail payments. *Swiss Journal of Economics and Statistics*, 156(1). <https://doi.org/10.1186/s41937-020-00061-x>

Krivosheya, E. (2020a). Determinants of Benefits in the Retail Payments Market: Evidence from Russian Consumers. *Journal of Promotion Management*, 26(5), 634–653. <https://doi.org/10.1080/10496491.2020.1729313>

Krivosheya, E. (2020b). The role of financial innovations in consumer behavior in the Russian retail payments market. *Technological Forecasting and Social Change*, 161(September), 120304. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120304>

Krivosheya, E., & Korolev, A. (2016). Benefits of the retail payments card market: Russian cardholders' evidence. *Journal of Business Research*, 69(11), 5034–5039. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.04.076>

Krivosheya, E., & Korolev, A. (2018). Benefits of the retail payments card market: Evidence from Russian merchants. *Journal of Business Research*, 88(June 2017), 466–473. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2017.12.020>

Krueger, M. (2017). The introduction of cashless wage payments and the spread of branch banking in post-war Germany. *Financial History Review*, 24(2), 185–207. <https://doi.org/10.1017/S0968565017000142>

Kumar, N. V., Thakur, A., Raghuraj, G., & Mohan, S. L. (2020). The payment

systems revolution: India's story. *Journal of Payments Strategy and Systems*, 14(4), 326–338.

Lee, H. S. H., Loke, Y. J., & Tan, A. K. G. (2013). The Demand for E-Payments in Malaysia: An Examination of Usage Intensity. *Margin*, 7(4), 371–389. <https://doi.org/10.1177/0973801013500167>

Lee, W. J., Hong, S. T., & Min, T. (2019). Bitcoin distribution in the age of digital transformation: Dual-path approach. *Journal of Distribution Science*, 16(12), 47–56. <https://doi.org/10.15722/jds.16.12.201812.47>

León, C., & Ortega, F. (2018). Nowcasting economic activity with electronic payments data: A predictive modeling approach. *Revista de Economía Del Rosario*, 21(2), 381–407. <https://doi.org/10.12804/revistas.urosario.edu.co/economia/a.7205>

Liao, S. H., & Yang, L. L. (2020). Mobile payment and online to offline retail business models. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 57(151), 102230. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2020.102230>

Lyons, S., Morgenroth, E., & Tol, R. S. J. (2013). Estimating the value of lost telecoms connectivity. *Electronic Commerce Research and Applications*, 12(1), 40–51. <https://doi.org/10.1016/j.elerap.2012.06.002>

Maixé-Altés, J. C. (2018). Retail trade and payment innovations in the digital era: a cross-industry and multi-country approach. *Business History*, 6791, 1–25. <https://doi.org/10.1080/00076791.2018.1471062>

Marshall, M., & Coke, O. (2016). A Sectoral Analysis of E-Money Consumption and Growth. *Social and Economic Studies*, 65(2), 69–98.

Martikainen, E., Schmiedel, H., & Takalo, T. (2015). Convergence of European retail payments. *Journal of Banking and Finance*, 50, 81–91. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2014.09.021>

Milne, A. (2006). What is in it for us? Network effects and bank payment innovation. *Journal of Banking and Finance*, 30(6), 1613–1630. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2005.09.006>

Möker, U., & Friederich, H. J. (1996). Organization of payments and settlements in the context of European integration and the role of the central banks. *North American Journal of Economics and Finance*, 7(2), 181–190. [https://doi.org/10.1016/S1062-9408\(96\)90009-1](https://doi.org/10.1016/S1062-9408(96)90009-1)

Natarajan, H., & Balakrishnan, M. (2020). Real-time retail payments system or faster payments: Implementation considerations. *Journal of Payments Strategy and Systems*, 14(1), 48–60.

Palm, M. (2018). Then press enter: digital payment technology and the history of telephone interface. *Cultural Studies*, 32(4), 582–599. <https://doi.org/10.1080/09502386.2017.1384034>

Patacchini, E., & Rainone, E. (2017). Social Ties and the Demand for Financial Services. *Journal of Financial Services Research*, 52(1-2), 35–88. <https://doi.org/10.1007/s10693-017-0279-0>

Polasik, M. (2015). The Potential for Development of Mobile Payments and mPOS Usage on the Polish Market: Empirical Results. *Problemy Zarzadzania*, 13(54), 65–84. <https://doi.org/10.7172/1644-9584.54.5>

Polasik, M., Górka, J., Wilczewski, G., Kunkowski, J., & Przenajkowska, K. (2010). Time efficiency of Point-of-Sale payment methods: Preliminary results. *Journal of Internet Banking and Commerce*, 15(3).

Polasik, M., Wisniewski, T. P., & Lightfoot, G. (2012). Modelling customers' intentions to use contactless cards. *International Journal of Banking, Accounting and Finance*, 4(3), 203–231. <https://doi.org/10.1504/IJBAAF.2012.051590>

R Core Team. (2019). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>

Repousis, S. (2016). Money laundering and Greek banking payment and settlement systems. *Journal of Money Laundering Control*, 19(1), 58–69. <https://doi.org/10.1108/JMLC-12-2014-0049>

Rochet, J. (2003). The theory of interchange fees: A synthesis of recent contributions. *Review of Network Economics*, 2(2), 97–124. <https://doi.org/10.2202/1446-9022.1021>

Rochet, J., & Tirole, J. (2002). Cooperation among Competitors: Some Economics of Payment Card Associations. *The RAND Journal of Economics*, 33(4), 549. <https://doi.org/10.2307/3087474>

Rochet, J., & Tirole, J. (2006). Two Sided Markets: A Progress Report. *RAND Journal of Economics*, 37(3), 645–667. <https://doi.org/10.1080/0092623X.2014.966397>

Rysman, M. (2007). An empirical analysis of payment card usage. *Journal of Industrial Economics*, 55(1), 1–36. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6451.2007.00301.x>

Rysman, M., & Schuh, S. (2017). New Innovations in Payments. *Innovation Policy and the Economy*, 17, 27–48. <https://doi.org/10.1086/688843>

Sabetti, L., Jacho-Chávez, D. T., Petrunia, R., & Voia, M. C. (2018). Tail Risk in a Retail Payments System. *Jahrbucher Fur Nationalokonomie Und Statistik*, 238(3-4), 353–369. <https://doi.org/10.1515/jbnst-2018-0024>

Sahabat, I., Silalahi, T., Indrastuti, R., & Herlina, M. (2020). The interbank payment network and financial system stability. *Studies in Economics and Finance*, 37(1), 1–17. <https://doi.org/10.1108/SEF-10-2018-0310>

Scheja, O., & Machielse, W. (2019). The NextGenPSD2 Framework in a pan-European PSD2 Account Access context. *Journal of Payments Strategy and Systems*, 13(1), 54–66. <http://eds.a.ebscohost.com/eds/pdfviewer/pdfviewer?vid=2&sid=9418a358-7740sdc-v-sessmgr02>

Scholnick, B., Massoud, N., Saunders, A., Carbo-Valverde, S., & Rodríguez-Fernández, F. (2008). The economics of credit cards, debit cards and ATMs: A survey and some new evidence. *Journal of Banking and Finance*, 32(8), 1468–1483. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2007.05.001>

Schuh, S., & Stavins, J. (2010). Why are (some) consumers (finally) writing fewer checks? The role of payment characteristics. *Journal of Banking and Finance*, 34(8), 1745–1758. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2009.09.018>

Semerikova, E. (2020). What hinders the usage of smartphone payments in Russia? Perception of technological and security barriers. *Technological Forecasting and Social Change*, 161(September), 120312. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120312>

Shabgard, B. (2021). Single euro payment area (SEPA) and banking industry: discriminatory pricing vs. non-discriminatory pricing. *Journal of Industrial and Business Economics*, 48(3), 355–383. <https://doi.org/10.1007/s40812-021-00183-0>

Shy, O. (2019). How Currency Denomination and the ATM Affect the Way We Pay. *Federal Reserve Bank of Atlanta, Working Papers, 2019*(February). <https://doi.org/10.29338/wp2019-02a>

Silva, V., Ramalho, E. A., & Vieira, C. R. (2016). The impact of SEPA in credit transfer payments: Evidence from the euro area. *Research in International Business and Finance*, 38, 404–416. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2016.04.013>

Silva, V., Ramalho, E. A., & Vieira, C. R. (2017). The Use of Cheques in the European Union: A Cross-Country Analysis. *Open Economies Review*, 28(3). <https://doi.org/10.1007/s11079-016-9412-1>

Silva, W., Kimura, H., & Sobreiro, V. (2017). An analysis of the literature on systemic financial risk: A survey. *Journal of Financial Stability*, 28, 91–114. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2016.12.004>

Simon, J., Smith, K., & West, T. (2010). Price incentives and consumer payment behaviour. *Journal of Banking and Finance*, 34(8), 1759–1772. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2010.02.001>

Sinha, R. K., & Adhikari, A. (2018). Buyer-seller amount-price equilibrium for prepaid services: Implication for promotional pricing. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 44(July), 285–292. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2018.07.020>

Soukal, I., & Draessler, J. (2019). How does a retail payment account consumer changes over time? Usage rate behavioral segmentation from 2010 till 2016 in the Czech republic. *E a M: Ekonomie a Management*, 22(3), 135–153. <https://doi.org/10.15240/tul/001/2019-3-009>

Stavins, J. (2001). Effect of Consumer Characteristics on the Use of Payment Instruments. *New England Economic Review*, 3.

Szmigin, I., & Foxall, G. (1998). Three forms of innovation resistance: The case of retail payment methods. *Technovation*, 18(6-7), 459–468. [https://doi.org/10.1016/S0166-4972\(98\)00030-3](https://doi.org/10.1016/S0166-4972(98)00030-3)

Szpringer, W., & Szpringer, M. (2015). Innovations in Electronic Payments: Development Trends. *Problemy Zarzadzania*, 13(54), 11–28. <https://doi.org/10.7172/1644-9584.54.1>

Świecka, B. (2015). Mobile Payments as Innovations on the Retail Cashless Payments Market. *Problemy Zarzadzania*, 13(54), 29–40. <https://doi.org/10.7172/1644-9584.54.2>

Świecka, B., Terefenko, P., & Paprotny, D. (2021). Transaction factors' influence on the choice of payment by Polish consumers. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 58(July 2020). <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2020.102264>

Tobin, J. (1956). The Interest-Elasticity of Transactions Demand For Cash. *The Review of Economics and Statistics*, 38(3), 241–247.

Trütsch, T. (2016). The impact of mobile payment on payment choice. *Financial Markets and Portfolio Management*. <https://doi.org/10.1007/s11408-016-0272-x>

Van Hove, L. (2021). The role of financial innovations in consumer behaviour in the Russian retail payments market: A comment on Krivosheya. *Technological Forecasting and Social Change*, 172(July), 121033. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121033>

Verdier, M. (2011). Interchange fees in payment card systems: A survey of the literature. *Journal of Economic Surveys*, 25(2), 273–297. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6419.2009.00607.x>

Wright, M. (2002). Patterns of purchase loyalty for retail payment methods. *International Journal of Bank Marketing*, 20(7), 311–316. <https://doi.org/10.1108/02652320210451205>

Yawe, B. L., & Kiwala, Y. (2019). The role of real-time gross settlement in a world of instant payments. *Journal of Payments Strategy and Systems*, 13(3), 194–200.

Yoon, K. S., & Jun, J. (2019). Liability and Antifraud Investment in Fintech Retail Payment Services. *Contemporary Economic Policy*, 37(1), 181–194. <https://doi.org/10.1111/coep.12281>

Zhang, Y., Zhang, G., Liu, L., De Renzis, T., & Schmiedel, H. (2019). Retail payments and the real economy. *Journal of Financial Stability*, 44, 100690. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2019.100690>

Zinman, J. (2009). Debit or credit? *Journal of Banking and Finance*, 33(2), 358–366. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2008.08.009>

3 Determinantes de Uso de Instrumentos de Pagamento: Uma Análise Empírica Internacional de 2005 a 2020

3.1 Introdução

Instrumentos de pagamentos de varejo e os sistemas que os liquidam são fundamentais para o bom funcionamento da economia, permitindo a troca de recursos necessária para a relação entre os diversos agentes econômicos (Hasan et al., 2014; Rysman & Schuh, 2017). Originalmente baseados em papel, os instrumentos têm passado por rápida eletrônica em função dos avanços tecnológicos das últimas décadas, proporcionando mais eficiência e fluidez para seus usuários, embora o dinheiro ainda seja o instrumento de pagamento dominante na maior parte dos países (Bech et al., 2018; Bech & Boar, 2019; Khiaonarong & Humphrey, 2019).

Essa migração para instrumentos eletrônicos, que permitem maior bem-estar para a sociedade como um todo, tem sido perseguida pelos participantes do mercado e incentivada pelos reguladores, que podem se interessar pelos fatores que influenciam o uso de instrumentos de pagamento de varejo, considerando variáveis macroeconômicas e ambientais.

Análise bibliométrica conduzida no estudo 1 (capítulo 2) apontou como principais objetos de pesquisa em pagamentos de varejo a identificação de determinantes com foco microeconômico, ou seja, na escolha dos instrumentos pelos usuários em função de suas características socio-econômicas e das características das transações. A identificação de determinantes com foco macroeconômico, ou seja, nas características macroeconômicas e ambientais que influenciam o uso agregado dos instrumentos em determinada região, foram o segundo objeto mais pesquisado. Diversos trabalhos versam sobre o assunto, como Khiaonarong & Humphrey (2022), Callado-Muñoz et al. (2018) e Silva et al. (2017). Os determinantes identificados na literatura como mais comuns são a infraestrutura tecnológica dos países, seu desenvolvimento econômico e condições de política monetária, o ambiente institucional, características socio-demográficas e características da política tributária dos países analisados, aqui empregados como a base para postulação das hipóteses que direcionam o trabalho. As hipóteses elencadas dizem respeito tanto a pagamentos eletrônicos quanto a pagamentos rápidos.

Entre os estudos sobre determinantes de uso, foram identificadas lacunas relativas aos países considerados, poucas vezes abrangendo países emergentes. Além disso, os

métodos empregados geralmente se limitam a métodos econométricos tradicionais e os instrumentos de pagamento considerados geralmente não incluem instrumentos mais modernos como pagamentos rápidos. Esse estudo tem por objetivo suprir duas dessas lacunas, utilizando dados do Red Book do BIS que incluem países dos cinco continentes de 2012 a 2020 (Bank for International Settlements, 2020) e considerando especificamente pagamentos rápidos (Committee on Payments and Market Infrastructures, 2016). A análise pode ser de interesse tanto dos participantes do mercado, que podem utilizar os resultados para subsidiar decisões de investimento em infraestrutura, tecnologia ou marketing necessários para o estímulo ao uso de instrumentos eletrônicos ou inovadores, quanto dos reguladores, que podem empregar os resultados para subsidiar políticas e regulações visando a eletronização de pagamentos ou a implantação de instrumentos de pagamento mais modernos.

A seção 3.2 apresenta uma breve revisão da literatura e postula as hipóteses que norteiam o trabalho. A seção 3.3 apresenta a metodologia de pesquisa, englobando amostra e fonte de dados, variáveis de pesquisa e modelo econométrico. A seção 3.4 apresenta os resultados da pesquisa e, por fim, a seção 3.5 apresenta as considerações finais do trabalho.

3.2 Revisão da literatura e hipóteses de pesquisa

3.2.1 Literatura teórica sobre o uso de instrumentos de pagamento

Teorias genéricas e abrangentes sobre o uso de instrumentos de pagamento de maneira geral não foram identificadas. Há teorias sobre o uso e a demanda por dinheiro e uma vasta literatura sobre a teoria do mercado de dois lados (Rochet, 2003; Rochet & Tirole, 2002), aplicada principalmente aos cartões de pagamento (Baxter, 1983; Verdier, 2011), embora possa ser aplicada a outros instrumentos, como aqueles baseados em ordens de transferência de crédito. Segundo Boeschoten (1992), há teorias sobre a demanda por dinheiro tanto do ponto de vista macroeconômico quanto do ponto de vista microeconômico. Aspectos dessas teorias poderiam ser extrapolados para tratar outros instrumentos diretamente ou considerá-los como o complemento das transações em dinheiro.

A teoria macroeconômica estaria mais associada ao que o presente trabalho trata como o uso dos instrumentos, particularmente o dinheiro. A teoria microeconômica sobre a demanda por dinheiro, proposta originalmente por Baumol (1952) e Tobin (1956) e aperfeiçoada e expandida ao longo dos anos, se aplicaria melhor à escolha dos instrumentos de pagamento (também tratando particularmente do dinheiro), assunto tratado no estudo 3 (capítulo 4).

Keynes (1936) menciona três motivos para a posse de dinheiro em espécie: transações, precaução e especulação (ou reserva de valor). Como instrumento de pagamento,

interessa principalmente o uso do dinheiro para transações. Entretanto, não é trivial dissociar os mencionados três usos e a demanda por dinheiro acaba por englobar todos eles.

A teoria econômica que melhor se relaciona às transações de pagamentos de varejo é a Teoria Quantitativa da Moeda de [Friedman \(1956\)](#), baseada na teoria quantitativa de [Fisher \(1909\)](#) e [Fisher \(1911\)](#). Segundo esta teoria, o estoque de dinheiro na economia M está associado ao valor total das transações com o instrumento e à velocidade de circulação da moeda V de acordo com a seguinte equação:

$$MV = PT$$

em que P é o preço médio de cada transação e T é o volume (ou quantidade) total de transações com dinheiro. Assim, o estoque de dinheiro deve ser adequado para fazer frente às transações da economia, dada a velocidade com que o dinheiro circula por ela. Considerando que o volume de transações e a velocidade são relativamente estáveis no curto prazo e que o estoque de dinheiro pode ser considerado como dado, os preços se ajustariam a esse volume de dinheiro, subindo se houver excesso e caindo se houver falta de dinheiro.

A velocidade do dinheiro estaria associada à estrutura de produção (trocas necessárias entre os agentes para que bens e serviços sejam produzidos e consumidos) e, mais importante para o trabalho, ao sistema de pagamentos. Assim, inovações como a introdução de instrumentos eletrônicos de pagamentos instantâneos, como o Pix no Brasil, contribuiriam para o aumento da velocidade de circulação da moeda. Assim, a velocidade seria $V = PT/M$, ou seja, o número de vezes que o estoque de dinheiro circula para permitir a execução das transações econômicas.

[Pigou \(1917\)](#), em abordagem conhecida como abordagem de Cambridge, dada a dificuldade de mensuração do número de transações na economia, modifica o modelo substituindo o volume de transações pela renda agregada Y . Assim, a relação proposta se modifica para:

$$MV = PY$$

Dessa forma, a velocidade de circulação da moeda não seria determinada pela necessidade de execução de determinado número de transações, mas sim pela renda, ou seja, a quantidade de dinheiro que os indivíduos desejam manter, seja para transações, seja para as demais funções da moeda. Esse desejo seria determinado também pelo nível da taxa de juros (que influenciariam o custo de oportunidade de se manter recursos em dinheiro ao invés de ativos que rendem juros) e pelas preferências individuais. Assim, a velocidade poderia variar significativamente mesmo no curto prazo.

A demanda por dinheiro para especulação ou reserva de valor pode ser dominante, como argumentam [Bech et al. \(2018\)](#) e [Boeschoten \(1992\)](#) e considerar apenas a demanda

para transações pode ser enganoso. Sob esse aspecto, [Markowitz \(1952\)](#) e suas evoluções consideram o dinheiro como apenas mais um ativo, cuja demanda depende de seu retorno e risco no contexto do portfólio agregado dos indivíduos, que inclui todos os tipos de ativos financeiros e reais.

Assim, determinantes teóricos da demanda por dinheiro como instrumento de pagamento seriam a inflação, a renda e as taxas de juros, fatores que também afetariam a demanda por instrumentos eletrônicos de forma complementar ou direta.

3.2.2 Estudos empíricos sobre o uso de instrumentos de pagamento eletrônicos

Diversos trabalhos buscaram estabelecer os determinantes do uso dos instrumentos eletrônicos em diversas economias. O determinante mais comum é a infraestrutura tecnológica do país. [Callado-Muñoz et al. \(2018\)](#) e [Goczek & Witkowski \(2016\)](#), por exemplo, argumentam que uma melhor infraestrutura tecnológica está associada a mais pagamentos eletrônicos, que se tornariam mais baratos e mais acessíveis. Pagamentos eletrônicos dependem de tecnologias de informática e telecomunicações para que possam ser efetivamente oferecidos e usados pela população de forma relativamente barata e segura. Assim, uma boa infraestrutura tecnológica é um pré-requisito para que pagamentos eletrônicos sejam relevantes em determinado país. Como *proxies*, o número de ATM (*Automated Teller Machines*, os caixas eletrônicos tradicionais) e POS (*Point of Sale*, as máquinas de cartão tradicionais) ([Callado-Muñoz et al., 2012, 2018](#); [Goczek & Witkowski, 2016](#); [Martikainen et al., 2015](#); [Silva et al., 2016, 2017](#)) são geralmente usados, na maior parte dos trabalhos de forma per capita. Número de bancos e agências também são empregados ([Callado-Muñoz et al., 2012](#)) ou número de estabelecimentos que provêm serviços de pagamento ([Silva et al., 2017](#)).

O desenvolvimento econômico também determinaria o nível de eletrônica dos pagamentos. [Bech & Boar \(2019\)](#), [Callado-Muñoz et al. \(2018\)](#) e [Silva et al. \(2016\)](#), entre outros, argumentam que um maior nível de desenvolvimento econômico está associado a uma maior proporção de pagamentos eletrônicos, já que as empresas teriam mais recursos para investir em soluções eletrônicas e os consumidores teriam mais recursos para utilizá-los. Como *proxies*, PIB per capita ou por trabalhador ([Bech et al., 2018](#); [Callado-Muñoz et al., 2012, 2018](#); [Goczek & Witkowski, 2016](#); [Martikainen et al., 2015](#)), capitalização de mercado das empresas listadas ([Goczek & Witkowski, 2016](#)), consumo em relação ao PIB ([Goczek & Witkowski, 2016](#); [Silva et al., 2016, 2017](#)) ou consumo per capita ([Martikainen et al., 2015](#)) e crescimento do PIB ([Silva et al., 2016, 2017](#)) são usados. De maneira semelhante, [Callado-Muñoz et al. \(2018\)](#) e [Goczek & Witkowski \(2016\)](#) argumentam que quanto melhor o ambiente institucional, maior o incentivo para que pagamentos eletrônicos

sejam usados. *Proxies* são o nível de integração com a União Europeia (variando de um a três) (Callado-Muñoz et al., 2012, 2018) e índices do *World Bank Governance Indicators* (Kaufmann et al., 2010), como os de controle da corrupção e respeito às leis ou de confiança do *European Social Survey Database*, prazo e custo para fazer valer um contrato e índice de regulação de crédito (Goczek & Witkowski, 2016). Bech et al. (2018) utilizam um índice de incerteza econômica e financeira por eles calculado.

O estado da política monetária também seria outro determinante da utilização de pagamentos eletrônicos. Khiaonarong & Humphrey (2022), Bech et al. (2018), Callado-Muñoz et al. (2018) e Goczek & Witkowski (2016), por exemplo, argumentam que menores taxas de juros reduzem o custo de oportunidade de manutenção de dinheiro em espécie e, conseqüentemente, estimulam a utilização do dinheiro como instrumento de pagamento, em detrimento de pagamentos eletrônicos, necessariamente associados a recursos mantidos em contas bancárias ou de pagamentos. *Proxies* são taxas de juros de curto prazo (Bech et al., 2018; Callado-Muñoz et al., 2012, 2018; Goczek & Witkowski, 2016; Khiaonarong & Humphrey, 2022; Martikainen et al., 2015), inflação, agregado M2 em relação ao PIB, crédito em relação ao PIB (Goczek & Witkowski, 2016) ou pertencimento à área do Euro (Silva et al., 2017).

A demografia também é determinante comumente considerado. Goczek & Witkowski (2016) e Silva et al. (2016) argumentam que países em que a população recebe mais educação formal, é mais jovem e urbana tendem a utilizar mais pagamentos eletrônicos, já que pessoas com esas características seriam mais propensas a adotar novas tecnologias. *Proxies* são a razão de idade de dependência (ADR - *Age Dependency Ratio*) (Goczek & Witkowski, 2016) ou idade média da população (Bech et al., 2018; Silva et al., 2016, 2017), proporção de pessoas vivendo nas cidades (Goczek & Witkowski, 2016), percentual de matrículas no ensino secundário e terciário (Goczek & Witkowski, 2016; Silva et al., 2016, 2017) ou soma cumulativa da taxa de natalidade e mortalidade (Khiaonarong & Humphrey, 2022).

Outros determinantes específicos de cada estudo também são considerados. Silva et al. (2016), por exemplo, incluem o percentual de transferências de crédito feitas sob o SEPA (*Single European Payments Area*, padrão europeu para interoperabilidade de instrumentos de pagamentos entre os países da UE) em relação ao total de transferências de crédito e a possibilidade de postergar determinadas conversões necessárias para o SEPA. Bounie et al. (2017) incluem a competição entre os lojistas, argumentando que maior competição entre os comerciantes leva à maior aceitação de cartões. Bounie et al. (2017) também incluem a carga e regime tributários, argumentando que regimes de taxaçoão mais facilmente sujeitos a evasão levam à menor aceitação de cartões. Silva et al. (2017) consideram o preço ou taxas para uso do instrumento, argumentando que a existência de taxas para utilização do instrumento (no caso, cheques, um instrumento não eletrônico, mas

diferente de dinheiro) leva a sua menor utilização. Callado-Muñoz et al. (2018) argumentam que maior criminalidade violenta levaria a um maior uso de pagamentos eletrônicos, já que o dinheiro seria mais vulnerável a roubos e furtos.

Por fim, Goczek & Witkowski (2016) argumentam que o comportamento relacionado a pagamentos da população é resistente a mudanças e que, portanto, hábitos passados influenciam o uso corrente dos instrumentos de pagamento. Assim, o nível de pagamentos eletrônicos em determinado país seria dependente não apenas de diversas variáveis como as mencionadas anteriormente, mas também do próprio nível de utilização de instrumentos de pagamentos no passado.

As amostras dos trabalhos são as seguintes: países de diversas partes do mundo (Bech et al., 2018; Khiaonarong & Humphrey, 2022), países da Europa central e oriental (Callado-Muñoz et al., 2012, 2018), UE (Goczek & Witkowski, 2016; Martikainen et al., 2015; Silva et al., 2016, 2017) e França (Bounie et al., 2017). Parece haver uma lacuna acerca dos determinantes do uso dos instrumentos de pagamento em grandes economias emergentes e em amostras heterogêneas, já que apenas duas referências parecem incluí-los na amostra.

Dentre os determinantes mencionados, optou-se por testá-los no contexto de uma conjunto maior de países, incluindo países emergentes. Dado o exposto previamente, postulam-se as seguintes hipóteses:

- H3.1a: Melhor infraestrutura tecnológica está associada a mais pagamentos eletrônicos.
- H3.2a: Melhores níveis de desenvolvimento econômico e institucional estão associados a mais pagamentos eletrônicos.
- H3.3a: Política monetária expansionista está associada a mais pagamentos eletrônicos.
- H3.4a: Menor carga tributária está associada a mais pagamentos eletrônicos.
- H3.5a: Menor proporção de idosos está associada a mais pagamentos eletrônicos.
- H3.6a: O nível de pagamentos eletrônicos são persistentes.

Um resumo dos determinantes considerados na literatura, base para as hipóteses elencadas acima, é apresentado na tabela 7. As relações esperadas são apresentadas na última coluna, inferidas com base nos trabalhos identificados.

Tabela 7 – Determinantes e seus *proxies*

Determinante	<i>Proxies</i> mais comuns	Autores (e.g.)	Rel. esperada
Infraestrutura	Nº ATMs	Callado-Muñoz et al. (2018),	+
	Nº POS	Goczek & Witkowski (2016),	+
	Nº de bancos e agências	Callado-Muñoz et al. (2012)	+
	Nº de cartões	Goczek & Witkowski (2016)	+
Desenvolvimento econômico	PIB por trabalhador	Callado-Muñoz et al. (2018),	+
	PIB per capita	Callado-Muñoz et al. (2012), Bech et al. (2018)	+
Política monetária	Taxa de juros	Khiaonarong & Humphrey (2022), Callado-Muñoz et al. (2018), Bech et al. (2018)	- - -
	Inflação	Callado-Muñoz et al. (2012), Goczek & Witkowski (2016)	-
Ambiente institucional	Integração com a UE	Callado-Muñoz et al. (2018), Callado-Muñoz et al. (2012)	+
	Índices do WGI e ESSD	Goczek & Witkowski (2016)	-
Carga e regime tributários	Regime dos comerciantes	Bounie et al. (2017)	-
Demografia	Idade da população	Silva et al. (2017), Bech et al. (2018)	-
	Urbanização	Goczek & Witkowski (2016)	+
	Escolaridade	Goczek & Witkowski (2016)	+
	Nascimentos e mortes	Khiaonarong & Humphrey (2022)	-
Preço e taxas	Taxa de utilização	Silva et al. (2017)	-
Criminalidade	Crimes violentos p/ hab.	Callado-Muñoz et al. (2018)	+
Persistência	Variável dep. defasada	Goczek & Witkowski (2016),	+
		Callado-Muñoz et al. (2018)	+

Fonte: Elaboração do autor com base nas referências indicadas na coluna 3.

3.2.3 Estudos empíricos sobre o uso de instrumentos de pagamento rápidos

Novos instrumentos de pagamento também foram pouco abordados na literatura, provavelmente porque seu desenvolvimento é recente. Pagamentos rápidos (ou pagamentos instantâneos; em inglês, *fast payments* ou *instant payments*), por exemplo, são pagamentos em que a disponibilidade final dos recursos para o recebedor ocorre em tempo real (ou quase real) e durante 24 horas por dia e 7 dias por semana (ou tão próximo disso quanto possível) (Committee on Payments and Market Infrastructures, 2016). Avanços tecnológicos, principalmente relacionados à comunicação, baratearam custos pra usuários finais e provedores de serviços de pagamentos, viabilizando a oferta de serviços desse tipo, ao mesmo tempo em que elevaram a expectativa dos usuários finais em relação à velocidade e conveniência de serviços de pagamento (Committee on Payments and Market Infrastructures, 2016).

Das 26 jurisdições que reportam dados ao Red Book, apenas nove (Argentina, Austrália, China, Cingapura, Coreia do Sul, Índia, México, Rússia e Suécia) reportaram transações com esse meio de pagamento até 2019, mas cada vez mais países têm mostrado interesse e desenvolvido planos para implementar sistemas que suportem instrumentos com essas características (Bech & Boar, 2019). Por exemplo, no Brasil, o Pix entrou em operação em novembro de 2020 (Lobo & Brandt, 2021). Nos EUA e na UE também há planos para entrada em operação no futuro próximo.

Uma análise interessante para reguladores e participantes da indústria de pagamentos é saber o que determina o uso desse instrumento. Assim, postulam-se hipóteses semelhantes às anteriores, mas considerando agora pagamentos rápidos:

- H3.1b: Melhor infraestrutura tecnológica está associada a mais pagamentos rápidos.
- H3.2b: Melhores níveis de desenvolvimento econômico e institucional estão associados a mais pagamentos rápidos.
- H3.3b: Política monetária expansionista está associada a mais pagamentos rápidos.
- H3.4b: Menor carga tributária está associada a mais pagamentos rápidos.
- H3.5b: Menor proporção de idosos está associada a mais pagamentos rápidos.
- H3.6b: O nível de pagamentos rápidos são persistentes.

Os instrumentos considerados nos trabalhos identificados geralmente são cartões (Bounie et al., 2017; Callado-Muñoz et al., 2012, 2018; Goczek & Witkowski, 2016; Khi-aonarong & Humphrey, 2022; Martikainen et al., 2015; Silva et al., 2016), mas também cheques (Martikainen et al., 2015; Silva et al., 2016, 2017), transferências de crédito (Martikainen et al., 2015; Silva et al., 2016) e débito direto (Martikainen et al., 2015; Silva et al., 2016) ou dinheiro (Martikainen et al., 2015). Aqui também parece haver uma lacuna em relação a instrumentos mais recentes (como os pagamentos rápidos) ou mais abrangentes (como transferências de crédito e débitos diretos, abordados em poucos trabalhos).

3.3 Metodologia

Para testar as hipóteses postuladas anteriormente, empregam-se duas análises de dados em painel (uma para os determinantes dos pagamentos eletrônicos e uma para os determinantes dos pagamentos rápidos), com uma variável independente associada a cada

uma das hipóteses. As amostras incluem um conjunto representativo de países de todo o mundo, envolvendo países emergentes e países desenvolvidos. Os dados empregados são do *Red Book* do BIS (Bank for International Settlements, 2020) e de diversas séries do Banco Mundial relacionadas a demografia, desenvolvimento econômico (World Bank, 2019) e governança institucional (Kaufmann et al., 2010). As seções a seguir descrevem a amostra e as fontes, as variáveis e o modelo econométrico.

3.3.1 Amostra e fontes de dados

A amostra é composta por observações anuais de 2005 a 2020 de 25 países membros do CPMI (*Committee on Payments and Market Infrastructures do BIS*) que informam dados do Red Book (Bank for International Settlements, 2018). São eles: África do Sul, Alemanha, Arábia Saudita, Argentina, Austrália, Bélgica, Brasil, Canadá, China, Cingapura, Coreia do Sul, Espanha, Estados Unidos, França, Holanda, Índia, Indonésia, Itália, Japão, México, Rússia, Reino Unido, Suécia, Suíça e Turquia (Hong Kong também fornece dados para o *Red Book*, mas como não há séries independentes para grande parte das variáveis empregadas, foram desconsiderados). A consideração de um conjunto mais heterogêneo de países na amostra supre uma das lacunas identificadas na análise bibliométrica conduzida no estudo um (capítulo 2), já que há poucos trabalhos sobre pagamentos de varejo considerando países emergentes ou de diversos continentes em conjunto.

Em agosto de 2017, o CPMI modificou a metodologia do Red Book, solicitando que os países informantes fornecessem séries modificadas de forma retroativa até 2012 (Committee on Payments and Market Infrastructures, 2017), mas os dados anteriores foram harmonizados para a composição de uma série única. Desse forma, o período engloba os 16 anos mencionados, sendo 2020 o último ano disponível no momento da elaboração do estudo. O BIS não divulga dados com maior periodicidade e, para os objetivos em tela, dados anuais são suficientes, já que o uso de instrumentos de pagamento em determinada economia não sofre variações frequentes, sendo modificado de forma relativamente suave, principalmente em função de tendências de longo prazo.

No *Red Book* do CPMI há dados sobre pagamentos (valor e quantidade das transações), desagregados por instrumento, sobre infraestrutura de pagamento (número de ATMs e POS), sobre algumas variáveis macroeconômicas (papel moeda em circulação, inflação, PIB per capita) e demográficas (população). Do Banco Mundial foram utilizados dados dos indicadores de governança (violência, respeito a regras e controle da corrupção) (Kaufmann et al., 2010), de infraestrutura (número de contas de telefone móvel), da carga tributária dos países, demográficas (proporção de pessoas mais velhas na população) e econômicas (parcela do PIB referente ao consumo) (World Bank, 2019). A tabela 8 apresenta as fontes das variáveis utilizadas.

Tabela 8 – Fontes das variáveis

Variável	Fonte	Endereço na WWW
Pagamentos eletrônicos ou rápidos	Red Book	stats.bis.org/statx/toc/CPMI.html
Consumo em relação ao PIB	BM - WDI	data.worldbank.org/indicator/NE.CON.PRVT.ZS
Número de telefones celulares	BM - WDI	data.worldbank.org/indicator/IT.CEL.SETS.P2
Papel moeda em circulação	Red Book	stats.bis.org/statx/toc/CPMI.html
PIB e PIB per capita	Red Book	stats.bis.org/statx/toc/CPMI.html
Inflação	Red Book	stats.bis.org/statx/toc/CPMI.html

Variável	Fonte	Endereço na WWW
População	Red Book	stats.bis.org/statx/toc/CPMI.html
Controle da corrupção	BM - WGI	info.worldbank.org/governance/wgi/
Qualidade da regulação	BM - WGI	info.worldbank.org/governance/wgi/
Carga tributária	BM - WDI	data.worldbank.org/indicator/GC.TAX.TOTL.GD.ZS
Proporção de pessoas mais velhas	BM - WDI	data.worldbank.org/indicator/SP.POP.65UP.TO.ZS
Violência	BM - WGI	info.worldbank.org/governance/wgi/

Fonte: Elaboração do autor.

3.3.2 Variáveis do estudo

A Tabela 9 apresenta a associação entre as variáveis e as hipóteses, bem como o mnemônico que identifica cada uma delas no modelo econométrico apresentado na Seção 3.3.3. A Tabela 10 apresenta as estatísticas descritivas das variáveis. A periodicidade de todas as variáveis é anual. Informações adicionais sobre cada uma delas são apresentadas nas subseções seguintes.

Tabela 9 – Mnemônicos das variáveis

Variável	Tipo	Mnemônico	Hipótese
Número de pagamentos eletrônicos per capita	D	ELEC_QT_POP	H3.1a até H3.6a
Número de pagamentos rápidos per capita	D	FAST_QT_POP	H3.1b até H3.6b
Número de linhas de telefone celular por 100 habitantes	I	MOBILE	H3.1a e H3.1b
Inflação	I	INFLATION	H3.2a e H3.2b
Carga tributária	I	TAX_REVENUE	H3.3a e H3.3b
Proporção de idosos na população	I	ELDERLY_RATIO	H3.4a e H3.4b
Desenvolvimento econômico e institucional	I	WGI_INST_ENV	H3.5a e H3.5b

Nota: Elaborado pelo autor. Tipo D = dependente e I = independente.

Tabela 10 – Análise descritiva das variáveis

Mnemônico	n	Mín.	Média	Med.	Máx.	DP	CV	Curt.	Assim.
ELECT_QT_POP	373	0,00	197,92	183,88	840,00	174,51	0,88	3,70	0,99
FAST_QT_POP	373	0,00	7,31	0,00	236,57	26,19	3,58	36,19	5,30
MOBILE	375	7,85	111,20	111,56	191,03	29,39	0,26	3,59	-0,31
INFLATION	375	-2,09	3,47	2,21	52,80	5,08	1,46	39,73	5,12
WDI_INST_ENV	375	-0,83	0,66	0,89	1,96	0,85	1,29	1,52	-0,23
TAX_REVENUE	355	2,33	15,96	13,53	28,56	6,46	0,40	1,84	0,34
ELDERLY_RATIO	375	2,94	13,38	13,91	28,40	5,94	0,44	2,02	-0,02

Nota: Elaborado pelo autor. Variáveis com periodicidade anual. DP = desvio padrão; CV = coeficiente de variação; Curtose = curtose; Assim. = assimetria; ELECT_QT_POP e FAST_QT_POP = número de pagamentos eletrônicos e rápidos per capita, respectivamente; MOBILE = número de linhas de telefone celular por 100 habitantes; INFLATION em % ao ano; WDI_INST_ENV = índice entre -2,5 (melhor) e 2,5 (pior) relacionado ao desenvolvimento institucional; TAX_REVENUE = carga tributária sobre o PIB; ELDERLY_RATIO = percentual da população com mais de 65 anos.

3.3.2.1 Variáveis dependentes

As variáveis dependentes consideradas no estudo são o número de transações com pagamentos eletrônicos (ELECT_QT_POP) ou pagamentos rápidos (FAST_QT_POP) per capita. O número de transações, obtido do Red Book, considera transferências de crédito, débitos diretos e pagamentos com cartões de crédito, débito e pré-pagos (dinheiro eletrônico), além dos pagamentos rápidos. As Figuras 7 e 8 mostram, respectivamente, a

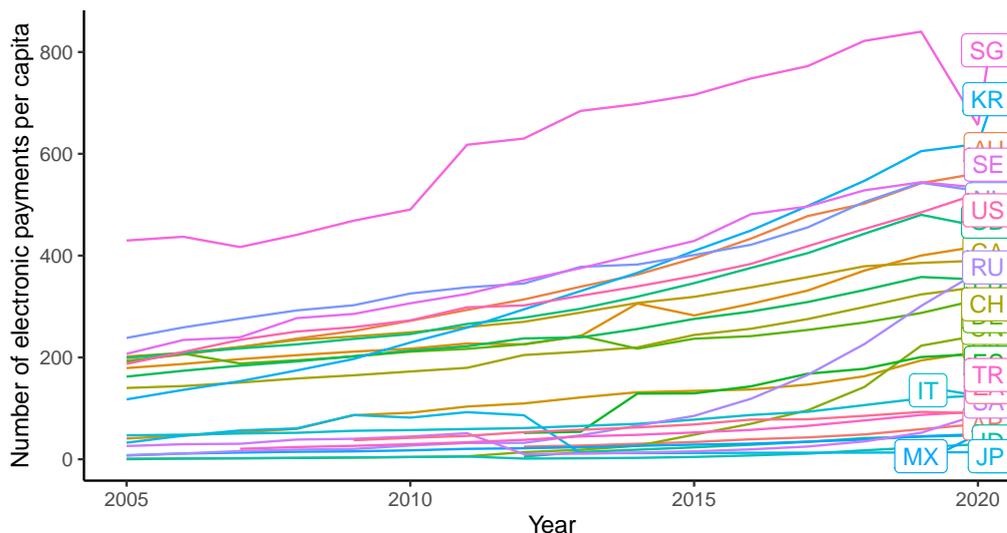


Figura 7 – Número de pagamentos eletrônicos per capita por ano e país. Fonte: Elaborado pelo autor com dados do Red Book.

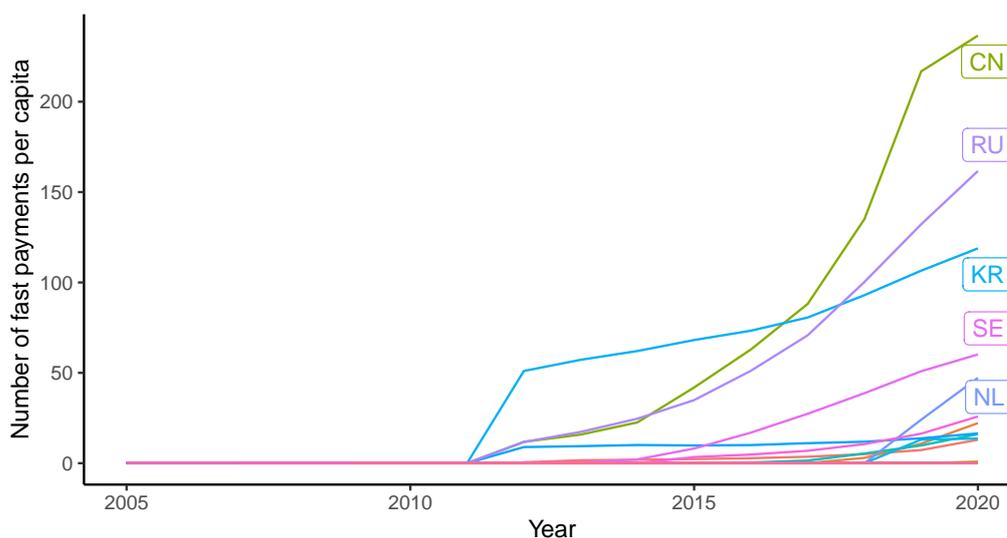


Figura 8 – Número de pagamentos rápidos per capita por ano e país. Fonte: Elaborado pelo autor com dados do Red Book.

evolução do número de pagamentos eletrônicos e rápidos per capita por país durante o período em consideração.

Os gráficos mostram que há países com um número relativamente alto de transações eletrônicas per capita, como Singapura (SG), Coreia (KR), Austrália (AU) e Suécia (SE), enquanto outros têm números baixos de transações per capita, como Índia (ID), México (MX) e Japão (JP). No entanto, a tendência é crescente para todos eles, especialmente na Rússia. A tendência de crescimento no número de pagamentos rápidos é ainda mais acentuada, destacando-se China (CN), Rússia (RU), Coreia (KR), Suécia (SE), Holanda (NL) e Singapura (SG).

Considera-se que o número de transações per capita é a variável mais apropriada para analisar o crescimento no uso de instrumentos eletrônicos de varejo, pois reflete o uso real desses instrumentos, independentemente do valor ou do crescimento or-

gânico da economia. Para avaliar a robustez dos resultados, será empregado o valor dos pagamentos, seja per capita (deflacionado e convertido para dólares americanos, ELECT_VL_POP), seja como proporção do consumo (ELECT_CONS), da moeda em circulação (ELECT_CURR) ou do PIB (ELECT_GDP). Nos últimos três casos, não é necessário deflacionar ou converter os valores para uma moeda comum. O consumo foi calculado como a parcela do PIB referente ao consumo, multiplicado pelo PIB dos países em valores correntes, com dados do Red Book e do Banco Mundial. A moeda em circulação e o PIB utilizados foram os do Red Book.

Os trabalhos revisados empregam variáveis dependentes alinhadas com as utilizadas neste estudo, embora com algumas variações. Callado-Muñoz et al. (2018) e Callado-Muñoz et al. (2012) utilizam pagamentos com cartões per capita sobre moeda em circulação per capita. Silva et al. (2017) (em uma de suas análises) empregam a proporção de cheques sobre o total de pagamentos considerados. Silva et al. (2016) utilizam a proporção de cada instrumento sobre o total de instrumentos considerados (cheques, cartões, transferências de crédito ou débito direto). Goczek & Witkowski (2016) usam o valor anual de transações com cartões per capita e Silva et al. (2017) (em outra análise) empregam o número de cheques per capita.

3.3.2.2 Variáveis independentes

Como proxy para a infraestrutura tecnológica de um país, optou-se por utilizar o número de contas de telefone móvel por 100 habitantes, a partir dos dados do WDI. O número de caixas eletrônicos (ATMs) e pontos de venda (POS), também utilizado na literatura, foi descartado devido à indisponibilidade de dados de vários países. Países relevantes, como a Coreia do Sul e os Estados Unidos, não reportam esses dados ao Red Book, o que comprometeria a amplitude da amostra. Espera-se que uma infraestrutura tecnológica melhor esteja associada a uma maior participação de pagamentos eletrônicos ou rápidos. O número de contas de telefone, embora não seja uma variável utilizada na literatura identificada, foi incluído como proxy, pois atualmente um grande número de transações financeiras e de pagamento são iniciadas pelo canal móvel (Committee on Payments and Market Infrastructures & World Bank, 2020; Rysman & Schuh, 2017).

As proxies para o desenvolvimento econômico e o ambiente institucional dos países da amostra são a média da Qualidade Regulatória, Controle da Corrupção e Estabilidade Política e Ausência de Violência/Terrorismo do WGI. Como essas variáveis do WGI são altamente correlacionadas (índices de correlação de Pearson entre 0,85 e 0,95), elas foram combinadas em uma única variável, correspondente à média das variáveis originais. Os valores de cada índice variam de -2,5 (pobre nível de governança no aspecto considerado) a 2,5 (bom nível de governança no aspecto considerado). A qualidade da regulação permite que os arranjos de pagamento operem com pouco risco para os participantes e usuários finais, garantindo que as transações sejam realizadas de maneira eficiente e segura. O controle da corrupção e da violência desencoraja o uso de dinheiro em transações. Portanto, um ambiente institucional melhor estaria associado a uma maior participação de pagamentos eletrônicos ou rápidos.

A carga tributária dos países é outra variável utilizada. A proxy para essa variável foi obtida a partir do WDI (carga tributária do governo central como percentual do PIB). Cargas tributárias mais altas desestimulariam o pagamento com instrumentos eletrônicos,

já que tanto recebedores quanto pagadores tenderiam a preferir o uso de dinheiro. O dinheiro facilita o anonimato e dificulta o controle, permitindo a evasão de impostos sobre transações de venda, que são cobrados na maioria dos países. Fatores qualitativos sobre o regime tributário predominante nos países também seriam variáveis interessantes, mas informações consolidadas para a maioria dos países não estão disponíveis. Assim, cargas tributárias mais altas estariam associadas a um menor uso de pagamentos eletrônicos ou rápidos.

Como proxy para as características demográficas dos países, optou-se por utilizar a proporção de idosos na população (percentual de pessoas com mais de 65 anos em relação à população total). Em geral, pagamentos eletrônicos são preferidos por pessoas mais jovens, enquanto pessoas idosas, que geralmente são mais tradicionais, optam por pagamentos em dinheiro. Assim, quanto maior a proporção de idosos, menor seria a proporção de pagamentos eletrônicos ou rápidos.

As variáveis foram padronizadas e centralizadas para equalizar sua influência na variável dependente. A Tabela 11 apresenta a correlação entre elas. O VIF (fator de inflação da variância), apresentado na última coluna da tabela, mostra que não há problemas relacionados à multicolinearidade entre as variáveis independentes. Outras variáveis, como proxies para educação e renda, também seriam interessantes e são empregadas em vários estudos, mas são altamente correlacionadas com algumas das variáveis incluídas no estudo e, por isso, foram descartadas.

Tabela 11 – Correlação entre as variáveis independentes e VIF

	MOBILE	INFLATION	WDI_INST_ENV	TAX_REVENUE	ELDERLY_RATIO	VIF
MOBILE	1.000	0.055	0.066	0.096	0.139	1.034
INFLATION	0.055	1.000	-0.467	-0.115	-0.330	1.301
WDI_INST_ENV	0.066	-0.467	1.000	0.322	0.619	1.890
TAX_REVENUE	0.096	-0.115	0.322	1.000	0.369	1.184
ELDERLY_RATIO	0.139	-0.330	0.619	0.369	1.000	1.743

Nota: Elaborado pelo autor. Variáveis com periodicidade anual. Correlação de Pearson entre as variáveis independentes e Fator de Inflação da Variância (VIF). MOBILE = número de linhas de telefone celular por 100 habitantes; INFLATION em % ao ano; WDI_INST_ENV = índice entre -2,5 (pior) e 2,5 (melhor) relacionado ao desenvolvimento institucional; TAX_REVENUE = carga tributária sobre o PIB; ELDERLY_RATIO = percentual da população com mais de 65 anos.

3.3.3 Modelo econométrico

O modelo econométrico da análise de dados em painel empregado no estudo é apresentado na equação 3.1.

$$Y_{it} = \beta_1 Y_{it-1} + \beta_2 MOBILE_{it} + \beta_3 INFLATION_{it} + \beta_4 WDI_INST_ENV_{it} + \beta_5 TAX_REVENUE_{it} + \beta_6 ELDERLY_RATIO_{it} + \lambda_i + \epsilon_{it} \quad (3.1)$$

em que as variáveis são definidas como:

- i : país;
- t : ano;
- Y_{it} : número de transações com instrumentos eletrônicos (ELECT_QT_POP) ou rápidos (FAST_QT_POP) por pessoa, por país e por ano;
- $MOBILE_{it}$: número de linhas de telefone celular por 100 habitantes, por país e por ano;
- $INFLATION_{it}$: taxa de inflação ao consumidor por país e por ano;
- $WDI_INST_ENV_{it}$: índice de desenvolvimento institucional baseado no WGI, por país e por ano;
- $TAX_REVENUE_{it}$: carga tributária do governo central como porcentagem do PIB por país e por ano;
- $ELDERLY_RATIO_{it}$: porcentagem da população acima de 65 anos em relação à população total, por país e por ano;
- λ_i : efeitos fixos do país;
- ϵ_{it} : termo de erro.

3.4 Análise dos resultados

Os resultados foram obtidos com o pacote *plm* do R para análise de dados em painel (Croissant & Millo, 2008, 2018; Millo, 2017) e as tabelas foram geradas com o pacote *stargazer* do R (Hlavac, 2022).

3.4.1 Pagamentos eletrônicos

A Tabela 12 apresenta os resultados da análise em painel em que a variável dependente é o número de pagamentos eletrônicos por pessoa. A coluna 7 apresenta os resultados do painel em primeiras diferenças com efeitos fixos por país e erros robustos, o painel indicado pelos testes destacados ao final da tabela como o melhor ajuste para os dados.

Tabela 12 – Determinantes do número de pagamentos eletrônicos

	<i>Variável dependente:</i>						
	ELECT_QT_POP						
	OLS	FE PAÍS	RE PAÍS	FE TEMPO	FE AMBOS	RE FE AMBOS	FD
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
MOBILE	0.169*** (0.038)	-0.001 (0.034)	0.114*** (0.037)	0.037 (0.035)	-0.027 (0.035)	-0.027 (0.071)	0.020 (0.034)
INFLATION	-0.029 (0.040)	-0.069** (0.029)	-0.068** (0.034)	-0.028 (0.034)	-0.094*** (0.028)	-0.094*** (0.030)	0.006 (0.008)
WDI_INST_ENV	0.802*** (0.049)	0.044 (0.145)	0.016 (0.106)	0.900*** (0.042)	0.316** (0.137)	0.316 (0.209)	-0.036 (0.050)
TAX_REVENUE	0.091** (0.039)	-0.447*** (0.093)	-0.246*** (0.085)	0.112*** (0.033)	-0.351*** (0.089)	-0.351*** (0.116)	-0.004 (0.033)
ELDERLY_RATIO	-0.252*** (0.049)	1.726*** (0.085)	1.179*** (0.085)	-0.339*** (0.042)	0.688*** (0.144)	0.688 (0.622)	0.527 (0.582)
Constante	0.018 (0.036)		-0.029 (0.123)				0.055*** (0.021)
Chow		67.554***					
Hausman		166.082***					
Lagrange mult.			222.705***				
Corr. serial					210.444***		
Estacionariedade					-5.049***		
Heterocedast.					415.096***		
Observações	355	355	355	355	355	355	330
R ²	0.556	0.647	0.493	0.671	0.152	0.152	0.020
R ² ajustado	0.550	0.615	0.486	0.651	0.031	0.031	0.005
Estatística F	87.433***	119.089***	339.861***	135.998***	11.095***	11.095***	1.302

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Elaborado pelo autor. Teste Breusch-Godfrey/Wooldridge para correlação serial em painel.

Teste Dickey-Fuller aumentado para estacionariedade da variável dependente.

Teste de Breusch-Pagan para heterocedasticidade.

Teste de Breusch-Pagan Lagrange multiplier para efeitos fixos de tempo.

Teste F para coeficientes diferentes de zero.

O teste de Chow indicou que há quebra estrutural na série e que, portanto, a análise em painel é preferível a uma regressão *pooled* (comparação entre as colunas 1 e 2 da tabela). O teste de Hausman rejeitou a hipótese nula de que os estimadores de efeitos aleatórios são consistentes e, portanto, o painel de efeitos fixos é preferível (comparação entre as colunas 2 e 3 da tabela). O teste de Lagrange indicou que há efeitos fixos de tempo (comparação entre as colunas 2 e 4 da tabela) e que, portanto, um painel com efeitos fixos de tempo e país deve ser utilizado (coluna 5). O teste Dickey-Fuller aumentado indica a estacionariedade da variável dependente, enquanto o teste de Breusch-Pagan indica heterocedasticidade e o teste de Breusch-Godfrey/Wooldridge indica a presença de correlação serial. Assim, a coluna 7 apresenta os resultados para o painel em primeiras diferenças (FD) com erros robustos, em que apenas a constante é significativa, mas o teste F para esse painel não rejeita a hipótese nula de que todos os coeficientes são diferentes de zero.

Testes de causalidade de Granger para painel (Dumitrescu & Hurlin, 2012) apresentados na Tabela 13, por sua vez, mostram que WDI_INST_ENV e ELDERLY_RATIO causam, segundo Granger, o número de pagamentos eletrônicos per capita. No entanto, de maneira conservadora, conclui-se que nenhum dos determinantes propostos é significativo.

Tabela 13 – Teste de causalidade de Granger em painel

Variável	Teste de Granger
MOBILE	0.316
INFLATION	-0.041
WDI_INST_ENV	2.487**
TAX_REVENUE	0.996
ELDERLY_RATIO	8.063***

Nota: Elaborado pelo autor.

Resultados do teste de causalidade de Granger (Dumitrescu e Hurlin, 2012) em painel para cada uma das variáveis independentes em relação à variável dependente.

A significância da estatística implica causalidade de Granger para pelo menos um país.

Embora o teste de Dickey-Fuller aumentado tenha indicado a estacionariedade da variável dependente, como os resíduos apresentam correlação serial e o teste F para o painel de diferenças primeiras (FD) não indicou a qualidade de ajuste do modelo, optou-se por empregar a análise de dados em painel dinâmico, como realizado por Goczek & Witkowski (2016). A Tabela 14 apresenta os resultados, utilizando tanto os estimadores de dois estágios de Arellano & Bond (1991) quanto os de Blundell & Bond (1998) (os estimadores de um estágio indicam resultados semelhantes, não apresentados), com efeitos fixos apenas para países ou para países e tempo, com erros robustos. Como variáveis instrumentais, utilizou-se a variável dependente com defasagens maiores que 1, colapsadas para evitar o excesso de variáveis instrumentais. Como a série da variável dependente é estacionária, o modelo mais adequado seria o de Arellano & Bond (1991), mas os resultados com o estimador de Blundell & Bond (1998) são apresentados para robustez. O teste de Sargan não rejeita a hipótese nula de adequação das variáveis instrumentais. O teste de Arellano & Bond (1991) indica a existência de autocorrelação dos resíduos de primeira ordem e a ausência de autocorrelação dos resíduos de segunda ordem, conforme exigido pelos estimadores. Por fim, o teste de Wald indica que os coeficientes são diferentes de zero. Considerados em conjunto, esses testes indicam a adequação dos modelos apresentados.

Tabela 14 – Determinantes da quantidade de pagamentos eletrônicos - modelos dinâmicos

	<i>Variável dependente:</i>			
	ELECT_QT_POP			
	AB PAÍS (1)	AB AMBOS (2)	BB PAÍS (3)	BB AMBOS (4)
lag(ELECT_QT_POP, 1)	0.799*** (0.089)	0.835*** (0.239)	1.127*** (0.071)	0.997*** (0.056)
MOBILE	0.044* (0.026)	0.062 (0.056)	-0.00003 (0.014)	-0.010 (0.011)
INFLATION	0.012** (0.005)	-0.024 (0.020)	0.001 (0.008)	-0.008* (0.005)
WDI_INST_ENV	-0.019 (0.070)	-0.095 (0.090)	-0.092 (0.057)	0.033 (0.050)
TAX_REVENUE	0.062** (0.029)	0.155 (0.122)	-0.005 (0.023)	0.004 (0.011)
ELDERLY_RATIO	0.207 (0.250)	-0.202 (0.966)	0.039 (0.027)	-0.011 (0.017)
Sargan	11.784	8.820	19.390	4.817
AR1	-2.263**	-1.676*	-2.398**	-1.888*
AR2	1.361	1.466	1.062	1.211
Estágios	2	2	2	2
Efeitos fixos	País	Ambos	País	Ambos
Estimador	AB	AB	BB	BB
Var. instr.	2 a 13	2 a 13	2 a 13	2 a 13
Colaps. var. instr.	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
Wald	455.517***	127.924***	1667.001***	19418.445***
Observações	355	355	355	355

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Elaborado pelo autor. Teste de Wald para coeficientes diferentes de zero.

AB = Estimador de Arellano e Bond (1991); BB = Estimador de Blundell e Bond (1998).

Teste de Sargan para adequação das variáveis instrumentais.

AR1 e AR2 são os testes de Arellano e Bond (1991) para a existência de autocorrelação dos resíduos de primeira ordem e segunda ordem, respectivamente.

Var. instr. e Colaps. var. instr. indicam o número de defasagens da variável dependente usadas como variáveis instrumentais e se foram colapsadas, respectivamente.

Estágios indicam se o estimador de 1 ou 2 estágios foi utilizado.

Os resultados indicam que a variável dependente defasada apresenta um coeficiente positivo e significativo, indicando que o comportamento passado da população é importante na determinação do comportamento atual em relação ao uso de instrumentos de pagamento. Esse comportamento sugere que a variável dependente defasada captura, em última análise, a influência da estrutura demográfica e de outras variáveis sobre o uso de pagamentos. Assim, a hipótese H3.6a, de que o nível de uso de pagamentos eletrônicos é persistente, não é rejeitada.

O coeficiente da proxy para infraestrutura tecnológica (MOBILE) apresenta um sinal indefinido (negativo em alguns modelos e positivo em outros), sendo significativo apenas nos modelos de [Arellano & Bond \(1991\)](#). O número de linhas de celular (MOBILE) não explica o uso de uma maior parcela de pagamentos eletrônicos entre os países, em contraste com estudos como [Callado-Muñoz et al. \(2018\)](#) (que encontram uma relação significativa) e [Silva et al. \(2017\)](#) (que não encontraram uma relação significativa, mas se concentraram no uso de cheques em vez de instrumentos eletrônicos). Esse resultado sugere que uma boa infraestrutura tecnológica, em particular uma boa disponibilidade de linhas móveis, pode ser um pré-requisito para a "eletronização", mas não um determinante, com países que possuem uma boa infraestrutura também apresentando números relativamente baixos de transações eletrônicas, como é o caso da Alemanha. Assim, a hipótese H3.1a é inconclusiva.

As condições de política monetária não foram um determinante da "eletronização" dos pagamentos de varejo, embora a relação encontrada seja negativa na maioria dos modelos, sem significância. O resultado indicaria que taxas de inflação mais altas, geralmente associadas a taxas de juros mais altas, desencorajam o uso de pagamentos eletrônicos, ao contrário das expectativas. [Callado-Muñoz et al. \(2018\)](#) e [Callado-Muñoz et al. \(2012\)](#) também encontraram uma relação negativa com as taxas de juros, mas explicam essa aparente contradição como uma função da convergência das taxas de juros dos países do leste e centro da Europa com a UE (que estavam sendo reduzidas) ao mesmo tempo que o uso de pagamentos eletrônicos também convergia (que estava aumentando). [Goczek & Witkowski \(2016\)](#) encontraram uma relação positiva (embora também não significativa na maioria das especificações), indicando que o aumento do custo de oportunidade de manter e usar dinheiro em espécie estimula a migração para os pagamentos eletrônicos, onde os fundos são mantidos em contas bancárias ou de pagamento e podem gerar remuneração. Assim, como a relação não é significativa no painel dinâmico e a causalidade não foi verificada, não é possível inferir sobre a hipótese H3.2a. Tal como no caso da variável associada ao desenvolvimento econômico e ao ambiente institucional, possivelmente a "eletronização" dos pagamentos está ocorrendo tanto em países com baixa inflação quanto em países com alta inflação.

O ambiente institucional também não é um determinante significativo da "eletronização" dos pagamentos de varejo. A tendência à "eletronização" se espalha por todos os países, incluindo aqueles cujo ambiente institucional é menos propício à inovação. A relação entre a proxy WDI_INST_ENV (controle da corrupção, qualidade da regulação e estabilidade política e ausência de violência) e a variável dependente é negativa na maioria dos modelos, ao contrário do esperado. [Callado-Muñoz et al. \(2018\)](#) encontram uma relação positiva e significativa (representada pelo grau de integração com a UE). [Goczek & Witkowski \(2016\)](#) também encontraram uma relação negativa e não significativa. Novamente, como a relação não é significativa, não é possível inferir sobre a hipótese

H3.3a.

A carga tributária apresenta uma relação positiva com os pagamentos eletrônicos na maioria dos modelos, ao contrário das expectativas, mas não significativamente. O resultado sugere que quanto maior a carga tributária, mais os pagamentos eletrônicos são utilizados. Assim, qualquer incentivo dos comerciantes para o uso de dinheiro em espécie, a fim de evitar impostos sobre o consumo, não seria suficiente para frear o crescimento dos pagamentos eletrônicos. O resultado diverge da literatura, como [Bounie et al. \(2017\)](#), que encontram uma relação negativa. No entanto, como a relação não é significativa, não é possível inferir sobre a hipótese H3.4a.

Embora haja causalidade de Granger entre ELDERLY_RATIO e a variável dependente, não é possível inferir que as características demográficas são um fator determinante para a "eletronização" dos pagamentos de varejo, já que a significância não se mantém com erros robustos no painel estático e no painel dinâmico. A relação encontrada entre a proxy empregada neste trabalho e o número de pagamentos eletrônicos per capita foi positiva na maioria dos modelos, ao contrário das expectativas. [Goczek & Witkowski \(2016\)](#) encontraram uma relação negativa (embora não significativa) entre a proporção de dependentes (idosos ou muito jovens) e a "eletronização". Uma possibilidade é que a taxa de idosos na população esteja associada ao desenvolvimento econômico e também que os pagamentos eletrônicos estejam mais disseminados entre todas as faixas etárias do que estudos anteriores haviam identificado. Assim, não é possível concluir sobre a hipótese H3.5a.

3.4.1.1 Variáveis dependentes alternativas

A Tabela 15 apresenta os resultados de painéis estáticos com variáveis dependentes alternativas para pagamentos eletrônicos, e a Tabela 16 apresenta resultados de painéis dinâmicos. O Modelo (1) na Tabela 15 corresponde ao modelo em primeiras diferenças (7) apresentado na Tabela 12, e os modelos (1) e (2) da Tabela 16 correspondem aos modelos (2) e (4) da Tabela 14. Conforme mencionado na seção 3.3.2.1, a variável ELECT_VL_POP corresponde ao valor das transações de pagamentos eletrônicos (deflacionado e dolarizado) per capita, ELECT_CONS corresponde à razão do valor das transações em relação ao consumo, ELECT_CURR à razão em relação à moeda em circulação, e ELECT_GDP à razão em relação ao PIB. Conclui-se que, de fato, não há como afirmar sobre os determinantes postulados, com exceção da variável dependente defasada, que é significativa em todos os modelos em que variáveis alternativas são utilizadas, embora nem todos os testes indiquem adequação do modelo.

Tabela 15 – Variáveis dependentes alternativas para pagamentos eletrônicos

	<i>Variável dependente:</i>				
	ELECT_QT_POP (1)	ELECT_VL_POP (2)	ELECT_CONS (3)	ELECT_CURR (4)	ELECT_GDP (5)
MOBILE	0.020 (0.034)	0.089 (0.091)	0.011 (0.088)	0.040 (0.065)	0.043 (0.080)
INFLATION	0.006 (0.008)	-0.016 (0.043)	-0.044 (0.041)	-0.006 (0.031)	-0.031 (0.038)
WDI_INST_ENV	-0.036 (0.050)	0.383 (0.260)	0.323 (0.250)	0.360* (0.188)	0.231 (0.227)
TAX_REVENUE	-0.004 (0.033)	0.025 (0.185)	-0.055 (0.178)	0.168 (0.133)	-0.055 (0.161)
ELDERLY_RATIO	0.527 (0.582)	0.412 (0.690)	0.148 (0.662)	0.093 (0.493)	0.200 (0.602)
Constant	0.055*** (0.021)	-0.020 (0.036)	0.021 (0.035)	-0.009 (0.026)	0.006 (0.032)
Observações	330	330	330	328	330
R ²	0.020	0.012	0.009	0.019	0.007
R ² Ajustado	0.005	-0.004	-0.006	0.004	-0.008
Estatística F	1.302 (df = 5; 324)	0.765 (df = 5; 324)	0.593 (df = 5; 324)	1.242 (df = 5; 322)	0.454 (df = 5; 324)

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Elaborado pelo autor. Modelos de primeiras diferenças com erros robustos e efeitos fixos por país.

ELECT_QT_POP corresponde à quantidade de pagamentos eletrônicos per capita apresentada anteriormente.

ELECT_VL_POP corresponde ao valor dolarizado e deflacionado de pagamentos eletrônicos per capita.

ELECT_CONS corresponde ao valor dos pagamentos eletrônicos em relação ao consumo.

ELECT_CURR corresponde ao valor dos pagamentos eletrônicos em relação à moeda em circulação.

ELECT_GDP corresponde ao valor dos pagamentos eletrônicos em relação ao PIB.

Teste F para coeficientes não nulos.

Tabela 16 – Variáveis dependentes alternativas para pagamentos eletrônicos - modelos dinâmicos

	<i>Variável dependente:</i>									
	ELECT_QT_POP		ELECT_VL_POP		ELECT_CONS		ELECT_CURR		ELECT_GDP	
	AB AMBOS	BB AMBOS	AB AMBOS	BB AMBOS	AB AMBOS	BB AMBOS	AB AMBOS	BB AMBOS	AB AMBOS	BB AMBOS
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
lag(ELECT_QT_POP, 1)	0.835*** (0.239)	0.997*** (0.056)								
lag(ELECT_VL_POP, 1)			0.708*** (0.071)	0.808*** (0.027)						
lag(ELECT_CONS, 1)					0.715*** (0.083)	0.730*** (0.070)				
lag(ELECT_CURR, 1)							0.914*** (0.101)	0.889*** (0.053)		
lag(ELECT_GDP, 1)									0.754*** (0.161)	0.925*** (0.013)
MOBILE	0.062 (0.056)	-0.010 (0.011)	0.053 (0.155)	0.015 (0.035)	0.021 (0.392)	0.001 (0.046)	-0.213 (0.422)	0.023 (0.025)	0.027 (0.321)	-0.019 (0.019)
INFLATION	-0.024 (0.020)	-0.008* (0.005)	-0.0004 (0.020)	-0.011 (0.010)	-0.006 (0.026)	-0.038** (0.016)	0.003 (0.020)	-0.010 (0.009)	0.015 (0.017)	-0.014* (0.008)
WDI_INST_ENV	-0.095 (0.090)	0.033 (0.050)	0.249 (0.349)	0.018 (0.026)	-0.086 (0.410)	-0.009 (0.045)	0.708 (0.716)	-0.012 (0.012)	0.451 (0.345)	-0.016 (0.018)
TAX_REVENUE	0.155 (0.122)	0.004 (0.011)	-0.322 (0.232)	0.006 (0.022)	-0.243 (0.336)	0.012 (0.037)	-0.168* (0.089)	0.006 (0.008)	-0.184 (0.571)	-0.004 (0.014)
ELDERLY_RATIO	-0.202 (0.966)	-0.011 (0.017)	-0.210 (0.460)	0.008 (0.029)	-0.205 (0.299)	0.022 (0.048)	0.821 (1.594)	-0.011 (0.009)	-0.266 (1.657)	0.004 (0.017)
Sargan	8.820	4.817	5.416	6.576	8.775	3.930	10.056	1.760	16.590	8.241
AR1	-1.676*	-1.888*	-1.229	-1.193	-2.141**	-1.983**	-0.663	-1.284	-1.606	-1.327
AR2	1.466	1.211	1.638	1.148	1.792*	0.581	-0.416	-0.795	1.165	0.848
Estágios	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
Efeitos fixos	Ambos	Ambos	Ambos	Ambos	Ambos	Ambos	Ambos	Ambos	Ambos	Ambos
Estimador	AB	BB	AB	BB	AB	BB	AB	BB	AB	BB
Wald	127.924***	19418.445***	285.857***	6072.610***	98.056***	226.669***	7125.647***	17505.128***	331.353***	5614.644***
Observações	355	355	353	353	353	353	353	353	353	353

Nota: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Elaborado pelo autor. Teste de Wald para coeficientes não nulos.

ELECT_QT_POP corresponde à quantidade de pagamentos eletrônicos per capita apresentada anteriormente.

ELECT_VL_POP corresponde ao valor dolarizado e deflacionado de pagamentos eletrônicos per capita.

ELECT_CONS, ELECT_CURR e ELECT_GDP correspondem ao valor dos pagamentos eletrônicos em relação ao consumo, moeda em circulação e PIB, respectivamente.

AB = estimador de Arellano e Bond (1991); BB = estimador de Blundell e Bond (1998).

Teste de Sargan para adequação das variáveis instrumentais.

AR1 e AR2 são o teste de Arellano e Bond (1991) para a existência de autocorrelação dos resíduos de primeira e segunda ordem, respectivamente.

Instr. var. e Colaps. instr. var. indicam o número de defasagens da variável dependente utilizadas como variáveis instrumentais e se elas foram colapsadas, respectivamente.

Estágios indica se foi utilizado o estimador em uma ou duas fases.

3.4.2 Pagamentos rápidos

Em relação aos pagamentos rápidos, cujos resultados dos painéis estáticos são apresentados na Tabela 17, os testes econométricos também indicaram o modelo de primeiras diferenças como o mais adequado. Os resultados estão em linha com aqueles apresentados para o número de pagamentos eletrônicos per capita, mas a variável ELDERLY_RATIO é significativa no modelo para pagamentos rápidos, com uma relação positiva com a variável dependente, sugerindo que, ao contrário do esperado, os pagamentos rápidos são difundidos entre todas as faixas etárias. Além disso, como essa variável está associada ao desenvolvimento econômico, os pagamentos rápidos podem ser mais comuns em países desenvolvidos.

Como há correlação serial entre os resíduos, foram empregados modelos com a variável dependente defasada como uma das variáveis explicativas (Tabela 18). Nesses modelos, praticamente todo o poder explicativo também é capturado pela variável defasada, como no caso dos pagamentos eletrônicos, indicando que o comportamento passado da população é importante para determinar o comportamento atual em relação ao uso de instrumentos de pagamento rápido, embora o teste AB para autocorrelação dos resíduos de primeira ordem tenha falhado. A comparação com a literatura anterior é prejudicada nesses modelos, pois não foram identificados artigos que analisassem os pagamentos rápidos em relação aos seus determinantes de uso. Pode-se inferir, portanto, que a hipótese H3.6b não é rejeitada, mas não é possível inferir sobre as hipóteses H3.1b a H3.5b.

Tabela 17 – Determinantes do número de pagamentos rápidos

	<i>Variável dependente:</i>						
	FAST_QT_POP						
	OLS	FE PAÍS	RE PAÍS	FE TEMPO	FE AMBOS	RE AMBOS	FD
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	
MOBILE	0.183*** (0.055)	0.331*** (0.087)	0.447*** (0.074)	0.144** (0.059)	0.608*** (0.095)	0.608* (0.323)	0.074 (0.080)
INFLATION	-0.142** (0.058)	-0.131* (0.075)	-0.104 (0.071)	-0.154*** (0.057)	-0.169** (0.074)	-0.169 (0.104)	-0.010 (0.017)
WDI_INST_ENV	-0.317*** (0.071)	1.381*** (0.369)	-0.236 (0.151)	-0.271*** (0.071)	1.520*** (0.366)	1.520** (0.717)	0.031 (0.104)
TAX_REVENUE	-0.117** (0.057)	-0.948*** (0.236)	-0.383*** (0.126)	-0.112** (0.055)	-1.089*** (0.237)	-1.089** (0.537)	-0.155 (0.147)
ELDERLY_RATIO	0.162** (0.072)	1.364*** (0.217)	0.508*** (0.141)	0.098 (0.071)	0.896** (0.385)	0.896 (1.033)	2.662* (1.487)
Constant	0.004 (0.052)		-0.063 (0.132)				-0.033 (0.043)
Chow		12.878***					
Hausman		245.166***					
Mult. Lagrange				10.403***			
Corr. serial					175.619***		
Estacionariedade					-7.500***		
Homocedast.					1009.389***		
Observações	355	355	355	355	355	355	330
R ²	0.097	0.318	0.183	0.074	0.271	0.271	0.081
R ² ajustado	0.084	0.257	0.172	0.019	0.168	0.168	0.067
Estatística F	7.523***	30.309***	78.329***	5.355***	23.059***	23.059***	5.715***

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Elaborado pelo autor. Teste de Breusch-Godfrey/Wooldridge para correlação serial em painel.

Teste de Dickey-Fuller aumentado para estacionariedade da variável dependente.

Teste de Breusch-Pagan para homocedasticidade.

Teste de multiplicador de Lagrange de Breusch-Pagan para efeitos fixos de tempo.

Teste F para coeficientes diferentes de zero.

Tabela 18 – Determinantes da quantidade de pagamentos eletrônicos - modelos dinâmicos

	<i>Variável dependente:</i>			
	FAST_QT_POP			
	AB PAÍS (1)	AB AMBOS (2)	BB PAÍS (3)	BB AMBOS (4)
lag(FAST_QT_POP, 1)	0.963*** (0.059)	0.876*** (0.168)	1.260*** (0.028)	1.244*** (0.034)
MOBILE	0.002 (0.017)	0.067 (0.076)	0.008 (0.012)	0.017 (0.018)
INFLATION	-0.011 (0.008)	-0.016 (0.023)	-0.001 (0.015)	0.004 (0.005)
WDI_INST_ENV	-0.059 (0.135)	-0.028 (0.131)	-0.002 (0.026)	0.002 (0.023)
TAX_REVENUE	0.002 (0.042)	-0.008 (0.106)	-0.006 (0.020)	0.002 (0.012)
ELDERLY_RATIO	0.241 (0.237)	1.133 (1.346)	0.008 (0.016)	-0.004 (0.012)
Sargan	10.070	7.314	14.693	5.028
AR1	-1.365	-0.994	-1.455	-1.518
AR2	-1.041	-0.644	-1.123	-0.696
Estágios	2	2	2	2
Efeitos fixos	País	Ambos	País	Ambos
Estimador	AB	AB	BB	BB
Vars. instr.	2 a 13	2 a 13	2 a 13	2 a 13
Vars. instr. colapsadas	SIM	SIM	SIM	SIM
Wald	1287.647***	579.705***	4333.724***	2772.596***
Observações	355	355	355	355

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Elaborado pelo autor. Teste de Wald para coeficientes diferentes de zero.

AB = estimador de Arellano e Bond (1991); BB = estimador de Blundell e Bond (1998).

Teste de Sargan para adequação das variáveis instrumentais.

AR1 e AR2 são os testes de Arellano e Bond (1991) para a existência de autocorrelação dos resíduos de primeira e segunda ordem, respectivamente.

Vars. instr. e Vars. instr. colapsadas indicam o número de defasagens da variável dependente utilizadas como variáveis instrumentais e se elas foram colapsadas, respectivamente.

Estágios indicam se o estimador foi de 1 ou 2 estágios.

3.4.2.1 Variáveis dependentes alternativas

A Tabela 19 apresenta variáveis dependentes alternativas para pagamentos rápidos em nível e a Tabela 20 para modelos dinâmicos. O Modelo (1) na Tabela 19 corresponde ao modelo (7) mostrado na Tabela 17 e os modelos (1) e (2) na Tabela 20 correspondem aos modelos (1) e (3) da Tabela 18. Como mencionado na seção 3.3.2.1, a variável FAST_VL_POP corresponde ao valor total de pagamentos rápidos por pessoa em um determinado país e ano, em dólares deflacionados. Variáveis alternativas adicionais, como os valores em relação ao consumo, moeda em circulação e PIB, não foram empregadas, pois os pagamentos rápidos correspondem a parcelas insignificantes dessas variáveis macroeconômicas.

A variável dependente defasada permanece significativa ao empregar o valor dos pagamentos, embora nem todas as premissas dos estimadores sejam atendidas (especialmente o teste AR1). Nos painéis em nível, a variável relacionada à demografia continua significativa.

Tabela 19 – Determinantes dos pagamentos rápidos - variáveis dependentes alternativas

	<i>Variável dependente:</i>	
	FAST_QT_POP (1)	FAST_VL_POP (2)
MOBILE	0.074 (0.068)	0.038 (0.082)
INFLATION	-0.010 (0.032)	-0.014 (0.039)
WDI_INST_ENV	0.031 (0.193)	-0.029 (0.235)
TAX_REVENUE	-0.155 (0.137)	-0.078 (0.167)
ELDERLY_RATIO	2.662*** (0.511)	1.277** (0.623)
Constant	-0.033 (0.027)	-0.012 (0.033)
Observações	330	330
R ²	0.081	0.014
R ² ajustado	0.067	-0.001
Estatística F (df = 5; 324)	5.715***	0.924

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Elaborado pelo autor. Modelos de primeira diferença com erros robustos e efeitos fixos por país.

FAST_QT_POP é o número de pagamentos rápidos por pessoa.

FAST_VL_POP é o valor dos pagamentos rápidos por pessoa, deflacionado e dolarizado.

Teste F para coeficientes não nulos.

Tabela 20 – Determinantes dos pagamentos rápidos - variáveis dependentes alternativas - modelos dinâmicos

	<i>Variável dependente:</i>				
	FAST_QT_POP		BB PAÍS	FAST_VL_POP	
	AB PAÍS	AB AMBOS		BB AMBOS	
	(1)	(2)	(3)	(4)	
lag(FAST_QT_POP, 1)	0.876*** (0.168)	1.244*** (0.034)			
lag(FAST_VL_POP, 1)			1.401*** (0.411)	1.083*** (0.052)	
MOBILE	0.067 (0.076)	0.017 (0.018)	0.059 (0.118)	0.004 (0.019)	
INFLATION	-0.016 (0.023)	0.004 (0.005)	0.015 (0.094)	-0.00004 (0.005)	
WDI_INST_ENV	-0.028 (0.131)	0.002 (0.023)	0.013 (0.333)	0.014 (0.010)	
TAX_REVENUE	-0.008 (0.106)	0.002 (0.012)	0.291 (0.229)	0.007 (0.008)	
ELDERLY_RATIO	1.133 (1.346)	-0.004 (0.012)	0.081 (0.619)	0.003 (0.011)	
Sargan	7.314	5.028	8.240	2.370	
AR1	-0.994	-1.518	-1.304	-1.327	
AR2	-0.644	-0.696	-1.256	NaN	
Estágios	2	2	2	2	
Efeitos fixos	Ambos	Ambos	Ambos	Ambos	
Estimador	AB	BB	AB	BB	
Wald	579.705***	2772.596***	157.447***	980.537***	
Observações	355	355	355	355	

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Elaborado pelo autor. Teste Wald para coeficientes não nulos.

FAST_QT_POP é o número de pagamentos rápidos por pessoa.

FAST_VL_POP é o valor dos pagamentos rápidos por pessoa, deflacionado e dolarizado.

AB = estimador de Arellano e Bond (1991); BB = estimador de Blundell e Bond (1998).

Teste de Sargan para adequação das variáveis instrumentais.

AR1 e AR2 são os testes de Arellano e Bond (1991) para a existência de autocorrelação dos resíduos de primeira e segunda ordem, respectivamente.

Instr. var. e Colaps. instr. var. indicam o número de defasagens da variável dependente usadas como variáveis instrumentais e se elas foram colapsadas, respectivamente.

Estágios indicam se foi utilizado o estimador de uma ou duas etapas.

A Tabela 28 resume as possíveis inferências sobre as hipóteses de pesquisa levantadas.

Tabela 21 – Resultados das hipóteses

Hipótese	Status	Hipótese	Status
H3.1a	Inconclusiva	H3.1b	Inconclusiva
H3.2a	Inconclusiva	H3.2b	Inconclusiva
H3.3a	Inconclusiva	H3.3b	Inconclusiva
H3.4a	Inconclusiva	H3.4b	Inconclusiva
H3.5a	Inconclusiva	H3.5b	Inconclusiva
H3.6a	Não rejeitada	H3.6b	Não rejeitada

Nota: Elaborado pelo autor.

Uma possível explicação para o fato de apenas uma hipótese não ter sido rejeitada é a amostra abranger países relativamente heterogêneos que, embora apresentem uma tendência à eletrônica dos pagamentos em geral, ainda mostram comportamentos peculiares em relação a certos instrumentos. Por exemplo, diários de pagamento indicam que países como Alemanha, Áustria e Japão têm uma proporção consideravelmente maior de pagamentos em dinheiro em comparação com outros países desenvolvidos (Bagnall et al., 2016; Schmidt, 2016). Na China, a popularidade dos pagamentos rápidos é maior do que em outros países, emergentes ou desenvolvidos (Bech et al., 2018; Comitê de Pagamentos e Infraestruturas de Mercado & Banco Mundial, 2020; Frost et al., 2019). Nos EUA e na Holanda, a proporção de pagamentos com cartão também é maior que a média mundial, seja pelos benefícios de seu uso (programas de milhagem, etc.), pela facilidade de acesso ao instrumento em comparação com outros países, ou pelo baixo custo para consumidores e comerciantes (Arango-Arango et al., 2018; Bagnall et al., 2016).

3.5 Considerações finais

Este trabalho contribui para a pesquisa sobre pagamentos de varejo ao empregar uma amostra mais ampla, abrangendo tanto países desenvolvidos quanto emergentes, que raramente foram analisados em trabalhos anteriores. O estudo também contribui para a literatura ao analisar os determinantes dos pagamentos rápidos, um dos instrumentos de pagamento mais recentes em uso, oferecido em um número crescente de jurisdições, mas ainda incipiente ou inexistente na maioria dos países. Trabalhos anteriores geralmente focam em instrumentos eletrônicos ou diferentes do dinheiro, também abordados no estudo.

Por meio de análise de dados em painel com dados de 2005 a 2020, conclui-se que países com uma maior proporção de idosos tendem a utilizar mais pagamentos eletrônicos e rápidos. O nível de uso passado, no entanto, é o determinante mais importante do uso atual. Mesmo que tenha sido possível concluir apenas uma das hipóteses, o resultado pode servir de subsídio para políticas voltadas à eletrônica dos pagamentos ou à implementação de instrumentos de pagamento rápidos. Também pode ser útil para participantes do setor, orientando investimentos ou melhorias na infraestrutura necessária para estimular o uso de instrumentos eletrônicos ou inovadores.

Como limitações, os dados de pagamentos utilizados, ainda que consolidados pelo BIS, provêm de diversos países, e é possível que haja diferentes interpretações entre os provedores de informações, o que pode dificultar a comparação entre países. O intervalo da série, de apenas 16 anos, pode dificultar a identificação de tendências de longo prazo.

Como trabalhos futuros, pode-se empregar árvores de decisão ou *clustering*, por exemplo, para identificar países com características semelhantes, preenchendo uma lacuna relacionada aos métodos de análise. Modelar a escolha do instrumento, em um painel logit, por exemplo, também poderia ser uma linha de pesquisa futura. Outra possibilidade é focar apenas em um país específico, identificando determinantes peculiares. No Brasil, por exemplo, houve a CPMF (Contribuição Provisória sobre Movimentação Financeira), um tributo cuja incidência tem o potencial de desestimular diretamente os pagamentos eletrônicos. A concorrência entre os comerciantes é uma variável de difícil obtenção em nível nacional e padronizada entre os países e, portanto, não pôde ser considerada nesta análise, mas trabalhos futuros poderiam abordar essa questão, bem como incluir outras variáveis.

Referências bibliográficas

- Arango-Arango, C. A., Bouhdaoui, Y., Bounie, D., Eschelbach, M., & Hernandez, L. (2018). Cash remains top-of-wallet! International evidence from payment diaries. *Economic Modelling*, 69(September 2017), 38–48. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2017.09.002>
- Arellano, M., & Bond, S. (1991). Some Tests of Specification for Panel Data: Monte Carlo Evidence and an Application to Employment Equations. *Review of Economic Studies*, 58(2), 277–297. <https://doi.org/10.2307/2297968>
- Bagnall, J., Bounie, D., Huynh, K. P., Kosse, A., Schmidt, T., Schuh, S., & Stix, H. (2016). Consumer cash usage: A cross-country comparison with payment diary survey data. *International Journal of Central Banking*, December.
- Bank for International Settlements. (2020). *Red Book retail payment services and instruments statistics*. <https://stats.bis.org/statx/toc/CPMI.html>
- Baumol, B. W. J. (1952). The Transactions Demand for Cash : An Inventory Theoretic Approach. *The Quarterly Journal of Economic*, 66(4), 545–556.
- Baxter, W. F. (1983). Bank Interchange of Transactional Paper: Legal and Economic Perspectives. *The Journal of Law & Economics*, 26(3), 541–588.
- Bech, M., & Boar, C. (2019). *Shaping the future of payments* (pp. 1–5). https://www.bis.org/statistics/payment_stats/commentary1911.htm
- Bech, M., Ougaard, F., Faruqui, U., & Picillo, C. (2018). Payments are a-changin' but cash still rules. *BIS Quarterly Review*, March, 67–80.
- Blundell, R., & Bond, S. (1998). Initial conditions and moment restrictions in dynamic panel data models. *Journal of Econometrics*, 87(1), 115–143. [https://doi.org/10.1016/S0304-4076\(98\)00009-8](https://doi.org/10.1016/S0304-4076(98)00009-8)
- Boeschoten, W. C. (1992). *Currency Use and Payment Patterns*. [https://doi.org/10.1016/0167-2267\(92\)90001-8](https://doi.org/10.1016/0167-2267(92)90001-8)

[org/10.1007/978-94-011-2518-5](https://doi.org/10.1007/978-94-011-2518-5)

Bounie, D., François, A., & Van Hove, L. (2017). Consumer Payment Preferences, Network Externalities, and Merchant Card Acceptance: An Empirical Investigation. *Review of Industrial Organization*, 51, 257–290. <https://doi.org/10.1007/s11151-016-9543-y>

Callado-Muñoz, F. J., Hromcová, J., & Utrero-González, N. (2012). Transformation of payment systems: The case of European Union enlargement. *Applied Economics Letters*, 19(18), 1787–1791. <https://doi.org/10.1080/13504851.2012.654908>

Callado-Muñoz, F. J., Hromcová, J., & Utrero-González, N. (2018). Effects of institutional environment and technology development on payment choice. *Technological and Economic Development of Economy*, 24(1), 81–107. <https://doi.org/10.3846/20294913.2015.1074952>

Committee on Payments and Market Infrastructures. (2016). *Fast payments – Enhancing the speed and availability of retail payments* (November; pp. 1–90). <https://www.bis.org/cpmi/publ/d154.pdf>

Committee on Payments and Market Infrastructures. (2017). *Methodology of the statistics on payments and financial market infrastructures in the CPMI countries*. <https://www.bis.org/cpmi/publ/d168.pdf>

Committee on Payments and Market Infrastructures, & World Bank. (2020). *Payment aspects of financial inclusion in the fintech era* (April). Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/cpmi/publ/d191.pdf>

Croissant, Y., & Millo, G. (2008). Panel data econometrics in R: The plm package. *Journal of Statistical Software*, 27(2), 1–43. <https://doi.org/10.18637/jss.v027.i02>

Croissant, Y., & Millo, G. (2018). *Panel data econometrics with R*. Wiley.

Dumitrescu, E. I., & Hurlin, C. (2012). Testing for Granger non-causality in heterogeneous panels. *Economic Modelling*, 29(4), 1450–1460. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2012.02.014>

Fisher, I. (1909). A Practical Method of Estimating the Velocity of Circulation of Money. *Journal of the Royal Statistical Society*, 72(3), 604–618.

Fisher, I. (1911). *The purchasing power of money*. Macmillan.

Friedman, M. (1956). *Studies in the quantity theory of money*. University of Chicago Press.

Frost, J., Gambacorta, L., Huang, Y., Shin, H. S., & Zbinden, P. (2019). *BigTech and the changing structure of financial intermediation* (No. 779; pp. 1–42). Bank for International Settlements.

Goczek, Ł., & Witkowski, B. (2016). Determinants of card payments. *Applied Economics*, 48(16), 1530–1543. <https://doi.org/10.1080/00036846.2015.1102846>

Hasan, I., Martikainen, E., & Takalo, T. (2014). *Promoting efficient retail payments in Europe* (p. 21). http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract%7B/_%7Ddid=2509151

Hlavac, M. (2022). *Stargazer: Well-formatted regression and summary statistics tables*. Social Policy Institute. <https://CRAN.R-project.org/package=stargazer>

Kaufmann, D., Kraay, A., & Mastruzzi, M. (2010). *The Worldwide Governance Indicators: Methodology and Analytical Issues* (pp. 220–246). The World Bank. <https://doi.org/10.1017/S1876404511200046>

Keynes, J. (1936). *The General Theory of Employment, Interest and Money*. Macmillan.

Khiaonarong, T., & Humphrey, D. (2019). *Cash Use Across Countries and the Demand for Central Bank Digital Currency*. IMF.

Khiaonarong, T., & Humphrey, D. (2022). *Falling Use of Cash and Demand for Retail Central Bank Digital Currency*. International Monetary Fund.

Lobo, B., & Brandt, C. (2021). Pix: The Brazilian fast payments scheme. *Journal of Payments Strategy & Systems*, 15(4), 1–9.

Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77–91.

Martikainen, E., Schmiedel, H., & Takalo, T. (2015). Convergence of European retail payments. *Journal of Banking and Finance*, 50, 81–91. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2014.09.021>

Millo, G. (2017). Robust standard error estimators for panel models: A unifying approach. *Journal of Statistical Software*, 82(3), 1–27. <https://doi.org/10.18637/jss.v082.i03>

Pigou, A. C. (1917). The Value of Money. *The Quarterly Journal of Economics*, 32(1), 38–65. <https://doi.org/10.2307/1885078>

Rochet, J. (2003). The theory of interchange fees: A synthesis of recent contributions. *Review of Network Economics*, 2(2), 97–124. <https://doi.org/10.2202/1446-9022.1021>

Rochet, J., & Tirole, J. (2002). Cooperation among competitors: some economics of payment card associations. *The RAND Journal of Economics*, 33(4), 549–570.

Rysman, M., & Schuh, S. (2017). New Innovations in Payments. *Innovation Policy and the Economy*, 17, 27–48. <https://doi.org/10.1086/688843>

Schmidt, T. (2016). *Cash payments more popular in Germany than in other countries* (February; Vol. 1, pp. 1–3). https://www.bundesbank.de/Redaktion/EN/Downloads/Bundesbank/Research%7B/_%7DCentre/2016%7B/_%7D01%7B/_%7Dresearch%7B/_%7Dbrief.pdf?%7B/_%7D%7B/_%7Dblob=publicationFile

Silva, V. G., Ramalho, E. A., & Vieira, C. R. (2016). The impact of SEPA in credit transfer payments: Evidence from the euro area. *Research in International Business and Finance*, 38, 404–416. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2016.04.013>

Silva, V. G., Ramalho, E. A., & Vieira, C. R. (2017). The Use of Cheques in the European Union: A Cross-Country Analysis. *Open Economies Review*, 28(3). <https://doi.org/10.1007/s11079-016-9412-1>

Tobin, J. (1956). The Interest-Elasticity of Transactions Demand For Cash. *The Review of Economics and Statistics*, 38(3), 241–247.

Verdier, M. (2011). Interchange fees in payment card systems: A survey of the literature. *Journal of Economic Surveys*, 25(2), 273–297. <https://doi.org/10.1111/j.>

1467-6419.2009.00607.x

World Bank. (2019). *World Development Indicators*. <http://wdi.worldbank.org/tables>

4 Determinantes da Escolha de Instrumentos de Pagamento Eletrônicos: Uma Análise Empírica com Dados Brasileiros de 2019

4.1 Introdução

Instrumentos de pagamento têm sido objeto de rápida inovação nas últimas décadas, e a pandemia causada pela Covid-19 parece ter acelerado essa tendência (Avdjiev et al., 2020; Banco da Inglaterra, 2021). O dinheiro físico, embora ainda dominante na maioria dos países, tem sido substituído por formas eletrônicas de pagamento (Bech et al., 2018), oferecidas por uma variedade de atores, não apenas financeiros. Bigtechs, como Google, Apple e Facebook, começaram a oferecer serviços de pagamento por meio de carteiras digitais, por exemplo (Frost et al., 2019). Incentivos e intervenções dos reguladores também estão acontecendo. Casos emblemáticos são as regulações das tarifas de intercâmbio estabelecidas em arranjos de cartão de débito e crédito (Górka, 2018), a criação de instrumentos rápidos como o Pix no Brasil (Duarte et al., 2022; Lobo & Brandt, 2021) e o FedNow nos EUA, além da recente e intensa discussão sobre moedas digitais de bancos centrais (Banco de Compensações Internacionais et al., 2021; Kosse & Mattei, 2022).

Os catalisadores dessas mudanças incluem inovações tecnológicas, que reduziram os custos de adoção e aumentaram a massa de usuários necessária para viabilizar o desenvolvimento de novos produtos, bem como mudanças nas expectativas dos usuários quanto à velocidade e conveniência dos pagamentos, aumentando a demanda por serviços cada vez mais rápidos, baratos e fáceis de usar, em sintonia com o que já é oferecido em outros serviços tecnológicos (Comitê sobre Infraestruturas de Pagamentos e Mercado, 2016). Assim, compreender como os instrumentos de pagamento são escolhidos pelos usuários pode ser de interesse tanto para os participantes do mercado, que podem usar os resultados para tomar decisões de investimento em infraestrutura, tecnologia ou marketing necessários para a adoção de novos instrumentos, quanto para os reguladores, que podem usar os resultados para informar políticas e regulamentações voltadas à eletronização dos pagamentos ou à implementação de instrumentos de pagamento que atendam melhor aos objetivos públicos (Arango-Arango et al., 2015; Świecka et al., 2021).

Como identificado na análise bibliométrica relatada no estudo um (capítulo 2), os determinantes da escolha são o objeto mais comum na literatura relacionada a pagamentos de varejo, mas como lacunas, há poucos trabalhos envolvendo países emergentes e empregando técnicas alternativas. Diários de pagamentos são uma maneira de entender como os instrumentos são escolhidos, geralmente encomendados por bancos centrais. Poucos países emergentes conduzem esses estudos regularmente, mas recentemente o Banco Central do Brasil (2021) disponibilizou um relatório e microdados dos diários brasileiros.

Assim, com o objetivo de identificar os determinantes da escolha de instrumentos de pagamento em um importante país emergente e ao aplicar logit multinível, pouco utilizado neste contexto, o artigo contribui para preencher as lacunas mencionadas.

A Seção 4.2 apresenta uma breve revisão da literatura e postula as hipóteses que orientam o artigo. A Seção 4.3 apresenta a metodologia da pesquisa, abrangendo amostra e fonte de dados, variáveis de pesquisa e modelo econométrico. A Seção 4.4 apresenta os resultados da pesquisa e, por fim, a Seção 4.5 apresenta as considerações finais do artigo.

4.2 Revisão da literatura e hipóteses de pesquisa

4.2.1 Literatura teórica sobre a escolha de instrumentos de pagamento

Conforme mencionado anteriormente, Keynes (1936) lista três motivos para a manutenção de dinheiro: transações, precaução e especulação (ou reserva de valor). Como instrumento de pagamento, o principal interesse está no uso do dinheiro para transações. No entanto, não é trivial dissociar os três usos mencionados, e a demanda por dinheiro eventualmente abrange todos eles.

A teoria padrão da demanda por dinheiro foi proposta independentemente por Baumol (1952) e Tobin (1956), agora conhecida como modelo de Baumol-Tobin ou BT, descrita de forma mais detalhada no estudo cinco (capítulo 6). Os autores propuseram que a demanda por dinheiro depende do nível da taxa de juros, da renda do indivíduo, dos custos de transação para transferir (ou retirar) recursos de ativos que geram juros para a forma de dinheiro e do valor médio dos recursos mantidos em dinheiro. Eles concluíram que a demanda por dinheiro é diretamente proporcional à renda e aos custos de transação e inversamente proporcional à taxa de juros.

Instrumentos eletrônicos voltados para compras, como cartões, também são abordados na literatura teórica, pois constituem um mercado de dois lados (Rochet & Tirole, 2002) e permitem o estabelecimento de taxas de intercâmbio com o objetivo de incentivar seu uso (Rochet, 2003). O modelo apresentado a seguir, inicialmente sugerido por Baxter (1983), baseia-se em Rochet (2003), mas também é apresentado por diversos outros autores, com pequenas modificações.

Considerando p^B como a taxa cobrada dos consumidores pelos emissores (instituições que emitem cartões para consumidores), p^S como a taxa cobrada dos comerciantes pelos credenciadores (instituições que conectam comerciantes às redes de cartões), c^B como o custo marginal dos emissores, c^S como o custo marginal dos credenciadores, b^B e b^S a diferença de utilidade líquida que consumidores e comerciantes obtêm em uma transação com cartão em relação a uma transação em dinheiro, assumindo concorrência perfeita, $p^B = c^B$, pois o preço unitário para os consumidores torna-se igual ao custo marginal dos emissores. Da mesma forma, assumindo concorrência perfeita, $p^S = c^S$, com o preço unitário para os comerciantes igualando-se ao custo marginal dos credenciadores.

O custo total de uma transação com cartão é então dado por $c = c^S + c^B$. Supondo que uma transação em dinheiro não tenha custo para as instituições (suposição que não se sustenta na prática), esse custo total também pode ser interpretado como o custo incremental de uma transação com cartão em relação a uma transação em dinheiro.

O bem-estar social seria maximizado (isto é, o uso do cartão seria socialmente eficiente) sempre que (1) $b^B + b^S \geq c$, mas uma transação com cartão ocorre apenas se (2) $b^B \geq p^B = c^B$ e $b^S \geq p^S = c^S$, o que é mais restrito do que (1). Supondo que o comerciante obtenha um benefício comparativamente superior em uma transação com cartão em relação ao consumidor (como vendas adicionais, maior segurança contra roubos, conciliação mais fácil das transações etc.), o comerciante estaria disposto a financiar parte do custo da transação para o consumidor, de modo que a transação com cartão possa ocorrer em mais situações. Assim, a ineficiência pode ser corrigida se o credenciador pagar uma taxa de intercâmbio ao emissor, dada por (3) $a_0 = b^S - c^S$, com o objetivo de estimular o uso do instrumento eletrônico, diminuindo seu custo para o consumidor.

O custo líquido para o emissor torna-se então (4) $c^B + c^S - b^S = c - b^S$. Supondo concorrência perfeita entre os emissores, essa redução no custo para os emissores é totalmente repassada aos consumidores (p^B torna-se $c - b^S$) e cada transação com cartão ocorreria se (5) $b^B \geq c - b^S$, o que é equivalente a (1), a condição socialmente eficiente. No entanto, a taxa de intercâmbio a_0 nem sempre é definida pelas redes de cartões em um nível ideal, dando origem a ineficiências, levando ao uso excessivo ou insuficiente do instrumento de pagamento e, portanto, à necessidade de regulamentação.

Bolt (2003), Wright (2004), Rochet & Wright (2010), Wang (2010), Mariotto & Verdier (2017) e diversos outros autores relaxam condições e suposições e expandem o modelo de diversas formas. Verdier (2011) apresenta uma revisão sobre o tema. De modo geral, a conclusão é que a taxa de intercâmbio não é ideal do ponto de vista social, e os consumidores acabam usando mais ou menos cartões do que seria desejável, dependendo das suposições em que os estudos se baseiam. Os comerciantes, por exemplo, também acabariam aceitando cartões mesmo que possam ser mais caros, ou aceitariam menos cartões do que seria ideal.

4.2.2 Estudos empíricos sobre a escolha de instrumentos de pagamento eletrônicos

Conforme identificado na análise bibliométrica realizada no estudo 1 (capítulo 2), diversos estudos têm como objeto os determinantes da escolha. As características demográficas dos pagadores (como gênero, idade e educação) e econômicas (como renda, tipo de vínculo empregatício, etc.), as características das transações (como valor do pagamento e tipo de comerciante ou recebedor) e a percepção dos pagadores sobre os instrumentos de pagamento estão entre os determinantes mais frequentes considerados na literatura.

Świecka et al. (2021) agrupam esses fatores em sete grupos: 1) fatores de transação, como tipo de produto ou local da transação; 2) características dos instrumentos, como seu custo, facilidade de uso e segurança; 3) satisfação com o uso do instrumento; 4) fatores demográficos, como gênero, idade e educação; 5) conhecimento sobre o instrumento; 6) fatores econômicos, como renda, forma de recebimento da fonte de renda, etc.; e 7) outros fatores, como aceitação por parte dos comerciantes, conhecimento sobre finanças, etc. Arango et al. (2015), por sua vez, agrupam esses fatores como: 1) demográficos; 2) percepção em relação aos instrumentos de pagamento; 3) fatores de transação; 4) características dos cartões de débito e crédito; 5) incentivos. Outros autores fazem classificações alinhadas com as aqui apresentadas. Neste estudo, os fatores são agrupados como demo-

gráficos e financeiros (grupos 4 e 6 de Świecka et al. (2021) e 1 de Arango et al. (2015)) e características da transação (grupo 1 de Świecka et al. (2021) e 3 de Arango et al. (2015)).

4.2.2.1 Determinantes demográficos e financeiros

Os fatores demográficos e financeiros são os mais comuns e foram considerados nos trabalhos de Świecka et al. (2021), Deufel et al. (2019), Fujiki & Tanaka (2018), Bagnall et al. (2016), Goczek & Witkowski (2016) e Arango-Arango et al. (2015), por exemplo. A Tabela 22 consolida os determinantes demográficos e financeiros encontrados na literatura, bem como as relações relatadas.

Tabela 22 – Determinantes demográficos e financeiros

Determinante	Autores (ex.)	Relação relatada	Variável dependente
Gênero	Świecka et al. (2021),	Não determinada	Inst. em pesquisa
	Fujiki (2020),	Não determinada	Inst. em pesquisa
	Deufel et al. (2019),	Não determinada	Inst. em trans. reais
	Goczek & Witkowski (2016),	Não determinada	Posse de cartão
	Arango et al. (2015)	Determinada	Inst. em diário
Idade	Świecka et al. (2021),	Negativa	Inst. em pesquisa
	Fujiki (2020),	Negativa	Inst. em pesquisa
	Deufel et al. (2019),	Não determinada	Inst. em trans. reais
	Bagnall et al. (2016),	Negativa	Inst. em diário
	Goczek & Witkowski (2016),	Negativa	Posse de cartão
Educação	Arango et al. (2015)	Não determinada	Inst. em diário
	Świecka et al. (2021),	Não determinada	Inst. em pesquisa
	Bagnall et al. (2016),	Positiva	Inst. em diário
	Goczek & Witkowski (2016)	Positiva	Posse de cartão
Localização	Arango et al. (2015)	Positiva	Inst. em diário
	Świecka et al. (2021),	Não determinada	Inst. em pesquisa
	Goczek & Witkowski (2016)	Positiva	Posse de cartão
Estado civil	Świecka et al. (2021),	Não determinada	Inst. em pesquisa
Relação de trabalho	Arango et al. (2015)	Determinada	Inst. em diário
Membros da família	Świecka et al. (2021),	Não determinada	Inst. em pesquisa
	Goczek & Witkowski (2016)	Negativa	Posse de cartão
Renda ou poupança	Świecka et al. (2021),	Não determinada	Inst. em pesquisa
	Fujiki (2020),	Positiva	Inst. em pesquisa
	Bagnall et al. (2016)	Positiva	Inst. em diário
	Goczek & Witkowski (2016)	Positiva	Posse de cartão
Endividamento	Arango et al. (2015)	Não determinada	Inst. em diário
	Świecka et al. (2021),	Não determinado	Inst. em pesquisa
Uso de serviços financeiros	Świecka et al. (2021),	Não determinado	Inst. em pesquisa
Uso da internet	Goczek & Witkowski (2016)	Positivo	Posse de cartão

Nota. Fonte: elaboração do autor.

Resumidamente, os autores concluem que instrumentos de pagamento eletrônicos são mais propensos a serem utilizados por pagadores que são homens, mais jovens, com maior escolaridade, possuem renda mais alta, vivem em grandes áreas urbanas, pertencem a lares menores, são financeiramente instruídos e são usuários de serviços financeiros e da internet. Pagadores com essas características estariam mais inclinados a experimentar novos instrumentos e, ao perceberem seus benefícios, utilizá-los com mais frequência do

que o dinheiro em espécie. Esse seria o perfil das pessoas mais propensas a experimentar novos produtos e serviços. Assim, são postuladas as hipóteses H4.1a a H4.7a:

- H4.1a: O gênero dos pagadores é um determinante de sua escolha por instrumentos eletrônicos.
- H4.2a: Pagadores mais jovens têm maior probabilidade de escolher instrumentos eletrônicos.
- H4.3a: Pagadores com maior renda têm maior probabilidade de escolher instrumentos eletrônicos.
- H4.4a: Pagadores com maior escolaridade têm maior probabilidade de escolher instrumentos eletrônicos.
- H4.5a: Pagadores de regiões mais urbanizadas e desenvolvidas têm maior probabilidade de escolher instrumentos eletrônicos.
- H4.6a: O estado civil dos pagadores é um determinante da escolha de instrumentos eletrônicos.
- H4.7a: O status de emprego dos pagadores é um determinante da escolha de instrumentos eletrônicos.

Nem todos os determinantes listados na Tabela 22 deram origem a hipóteses, pois nem todos foram considerados na pesquisa de opinião cujos dados são a base para os testes empíricos, conforme descrito na seção 4.3.1. Assim, com base nas características disponíveis dos respondentes que responderam à pesquisa, são postuladas as hipóteses adicionais H4.8a a H4.10a:

- H4.8a: Pagadores que recebem sua principal fonte de renda em conta são mais propensos a escolher instrumentos eletrônicos.
- H4.9a: Pagadores que já fizeram compras pelo celular são mais propensos a escolher instrumentos eletrônicos.
- H4.10a: Pagadores que possuem conta em uma instituição financeira ou de pagamento são mais propensos a escolher instrumentos eletrônicos.

Nesses casos, pode-se argumentar que pagadores que recebem em conta seriam mais propensos a utilizar instrumentos eletrônicos, já que, para usarem dinheiro em espécie em suas transações, precisariam sacar os fundos previamente, enquanto aqueles que recebem em espécie, por sua vez, precisariam depositar os fundos para usar instrumentos eletrônicos. A experiência anterior com compras pelo celular mostra familiaridade com a tecnologia e pode indicar que o usuário consideraria mais fácil usar e escolher um instrumento eletrônico. Por fim, possuir uma conta é quase um pré-requisito para o uso de um instrumento eletrônico, e usuários que possuem uma conta seriam mais propensos a escolhê-los.

4.2.2.2 Determinantes relacionados às características do pagamento

O segundo grupo de fatores é menos comum na literatura do que o primeiro, pois geralmente depende de os consumidores serem solicitados a preencher um diário de pagamento ou de usar dados detalhados de compras fornecidos por varejistas. A Tabela 23 consolida os determinantes relacionados às características do pagamento encontrados na literatura, bem como as relações relatadas.

Tabela 23 – Determinantes relacionados às características do pagamento

Determinante	Autores (ex.)	Relação relatada	Variável dependente
Valor	Świecka et al. (2021),	Positiva	Inst. em pesquisa
	Stavins (2018),	Positiva	Inst. em diário
	Bagnall et al. (2016)	Positiva	Inst. em diário
	Wang & Wolman (2016),	Positiva	Inst. em transação real
	Arango et al. (2015)	Positiva	Inst. em diário
	Klee (2008)	Positiva	Inst. em transação real
Setor do comerciante	Świecka et al. (2021),	Determinada	Inst. em pesquisa
	Stavins (2018)	Determinada	Inst. em diário
	Bagnall et al. (2016)	Não determinada	Inst. em diário
	Arango et al. (2015)	Não determinada	Inst. em diário
Tipo de produto ou serviço	Świecka et al. (2021),	Não determinada	Inst. em pesquisa
Local ou tipo de comerciante	Świecka et al. (2021),	Não determinada	Inst. em pesquisa
	Stavins (2018)	Determinada	Inst. em diário
Desconto	Stavins (2018)	Negativa	Inst. em diário

Fonte: Elaboração do autor.

O valor do pagamento é o determinante encontrado na maioria dos artigos. Em geral, percebe-se que quanto menor o valor do pagamento, maior é o uso de dinheiro em espécie, e quanto maior o valor do pagamento, mais provável que os usuários optem por instrumentos eletrônicos. Assim, a seguinte hipótese é postulada:

H4.1b: A probabilidade de que instrumentos eletrônicos sejam escolhidos é maior para pagamentos de valor mais alto.

O setor de atuação do estabelecimento ou o beneficiário para o qual o pagamento é feito também é considerado um determinante. Em estabelecimentos voltados para mercearias ou para o pagamento de custos de transporte, por exemplo, o dinheiro seria mais utilizado. Pagamentos para a compra de bens duráveis ou para o pagamento de moradia, por exemplo, levariam os usuários a escolher instrumentos eletrônicos com mais frequência. Świecka et al. (2021), por exemplo, descobrem que instrumentos eletrônicos são usados proporcionalmente mais para compras de roupas e bens duráveis. Essas considerações dão origem à seguinte hipótese:

H4.2b: O setor em que o estabelecimento ou o beneficiário do pagamento opera é um determinante da escolha do instrumento.

O tipo de estabelecimento ou beneficiário do pagamento (se o pagamento foi feito em uma loja física, loja online, para uma pessoa física, para um profissional liberal, para pagamento de um serviço, para uma igreja, ONG, doação ou para o governo) também influenciaria a escolha do instrumento. Esse determinante também está associado ao local onde o pagamento, compra ou transferência é feito. Świecka et al. (2021), por exemplo,

encontram que instrumentos eletrônicos são usados proporcionalmente mais em postos de gasolina, supermercados e *shopping centers*. Assim, a seguinte hipótese é postulada:

H4.3b: O tipo de estabelecimento ou pagamento é um determinante da escolha do instrumento.

A condição de pagamento, se à vista ou a prazo, também influenciaria a escolha do instrumento. O dinheiro, por exemplo, é pouco adequado para pagamentos parcelados, que geralmente são feitos com instrumentos eletrônicos. Esse seria um determinante tipicamente brasileiro, pois na maioria dos países o financiamento e os prazos não são concedidos pelos varejistas, mas por instituições financeiras (emissores de cartões ou bancos via empréstimos pessoais). No Brasil, por razões históricas, o comércio assumiu o papel de provedor de prazo e crédito para os consumidores finais, sendo os próprios varejistas os responsáveis pelo custo do dinheiro ao longo do tempo e, dependendo do instrumento de pagamento, pelo custo da concessão de crédito. Assim, mesmo sem apoio direto da literatura, a seguinte hipótese é postulada:

H4.4b: A condição de pagamento é um determinante da escolha do instrumento de pagamento.

Assim como na seção anterior, nem todos os determinantes listados na tabela 23 deram origem a hipóteses, pois nem todos foram considerados na pesquisa cuja base de dados serve para os testes empíricos, conforme descrito na seção 4.3.1.

4.3 Metodologia

Para testar as hipóteses listadas na seção 4.2.2, são empregadas, principalmente, regressões logit multinível (Finch et al., 2014; Hox et al., 2017), uma vez que o mesmo pagador pode realizar múltiplos pagamentos. Para verificar a robustez dos resultados, são utilizadas regressões logit com dados empilhados e logit multinomial. Foram empregados os pacotes lme4 (logit multinível), nnet (logit multinomial) e margins (efeitos marginais).

4.3.1 Amostra e fonte de dados

Os dados provêm de uma pesquisa de opinião encomendada pelo Banco Central do Brasil (com nível de confiança de 95% e margem de erro de 2,5%) como parte do projeto de avaliação de solução de pagamento instantâneo, que culminou com a implementação do Pix em novembro de 2020 (Banco Central do Brasil, 2021). Foram entrevistadas 1.519 pessoas (segmentadas por região geográfica, idade, gênero, estado civil, renda familiar, escolaridade e situação de emprego) e 615 estabelecimentos comerciais (segmentados por região geográfica, setor e número de empregados) entre 26/04/2019 e 12/05/2019 e entre 27/04/2019 e 15/05/2019, respectivamente, com perguntas sobre a percepção e preferência por instrumentos de pagamento, além de questões sobre a posse ou não de conta em instituição financeira ou de pagamento, se a pessoa já havia realizado uma compra via celular, entre outras. Os 1.519 respondentes foram solicitados a preencher um diário de pagamentos por sete dias entre 27 de abril de 2019 e 12 de junho de 2019, à escolha do respondente. Nesse diário, a pessoa deveria registrar todos os pagamentos realizados no período, anotando o valor, o instrumento utilizado, onde o pagamento foi feito, qual

setor do estabelecimento e a condição de pagamento (à vista ou a prazo). Foram preenchidos e coletados 1.379 diários, totalizando 16.712 pagamentos registrados. Os microdados foram disponibilizados, assim como os questionários utilizados na pesquisa. Não foram identificados trabalhos acadêmicos que tenham utilizado esses dados anteriormente.

4.3.2 Variáveis do estudo

4.3.2.1 Variável dependente

A variável dependente do estudo é o instrumento de pagamento escolhido pelos respondentes do diário em cada um dos 16.712 pagamentos registrados. Os principais instrumentos listados na pesquisa foram dinheiro, cartões de crédito, cartões de débito e cartões pré-pagos. A Tabela 24 mostra a quantidade de pagamentos realizados com cada um dos instrumentos. A maioria dos pagamentos foi feita com dinheiro e cartões, com consideravelmente menos pagamentos registrados com outros instrumentos.

Tabela 24 – Número e valor de pagamentos por instrumento nos diários

Instrumento	N	Média	Mediana	Mín.	Máx.	DP	CV	Kurt.	Skew.	% das obs.
Dinheiro	12805	81.05	30.00	0.30	8000.00	165.98	0.49	448.04	12.92	76.62%
Cartão de débito	1963	128.99	65.00	2.00	3000.00	210.94	0.61	53.85	5.79	11.75%
Cartão de crédito	1155	187.53	100.00	2.00	5200.00	306.86	0.61	93.55	7.53	6.91%
Cartão pré-pago	235	33.95	9.00	2.00	2050.00	146.46	0.23	155.27	11.58	1.41%
Cartão refeição	125	111.57	30.00	1.00	900.00	181.70	0.61	8.60	2.45	0.75%
Cheque	120	162.02	57.98	1.50	2386.00	327.19	0.50	26.42	4.54	0.72%
Boleto	92	537.21	307.50	13.00	3300.00	671.87	0.80	8.80	2.40	0.55%
Débito automático	77	291.75	150.00	12.88	2000.00	388.58	0.75	9.94	2.58	0.46%
Cartão de loja	50	300.98	175.00	20.00	1850.00	323.40	0.93	11.63	2.47	0.30%
Transferência bancária	40	467.13	335.00	20.00	1525.00	439.69	1.06	3.18	1.17	0.24%
Outros	24	225.81	52.75	4.20	1300.00	365.72	0.62	5.73	1.91	0.14%
DOC	10	242.30	100.00	37.00	900.00	327.70	0.74	3.25	1.47	0.06%
TED	10	290.78	100.00	8.00	1100.00	392.25	0.74	3.15	1.37	0.06%
NA	6	158.53	47.89	20.00	700.00	267.66	0.59	4.07	1.72	0.04%
Não eletrônicos	12934	81.83	30.00	0.30	8000.00	168.38	0.49	422.69	12.60	77.39%
Eletrônicos	3778	160.92	73.00	1.00	5200.00	282.77	0.57	63.87	6.11	22.61%
Total	16712	99.71	40.00	0.30	8000.00	202.75	2.03	213.02	9.59	100.00%

Nota. Fonte: Elaboração do autor. Média, mínimo, máximo, desvio padrão (DP), coeficiente de variação (CV), curtose (Kurt.) e assimetria (Skew.) foram calculados com base no valor das transações com cada instrumento de pagamento.

Como há 12 tipos de instrumentos, dinheiro e cheque foram agrupados como instrumentos não eletrônicos e os demais foram agrupados como eletrônicos. Assim, a variável dependente considerada é uma variável binária que assume o valor 1 (um) se o instrumento utilizado foi eletrônico e 0 (zero) se foi utilizado dinheiro ou cheque. As duas penúltimas linhas da Tabela 24 apresentam a análise descritiva do valor como resultado da agregação. Os pagamentos realizados com instrumentos eletrônicos correspondem a 22,61% do total, enquanto os pagamentos em papel correspondem a pouco mais de 77,39%, sendo o dinheiro responsável por 76,61% do total. Em outras palavras, o dinheiro ainda é o instrumento de pagamento dominante em termos de quantidade no país. Estudos como os de Bagnall et al. (2016), Arango-Arango et al. (2018) e Bech et al. (2018) mostram que em vários países, desenvolvidos ou emergentes, essa ainda é a realidade.

Para a aplicação do logit multinomial como técnica para verificar a robustez dos resultados, os instrumentos foram agrupados em seis categorias: 1) dinheiro, 2) cheques, 3) cartões de débito (agregando também cartões pré-pagos e vale-refeição), 4) cartões de crédito (abrangendo também cartões de loja e carteiras virtuais), 5) transferências

(abrangendo TEDs, DOCs e transferências entre contas no mesmo banco) e 6) boletos (agregando também débito automático). Conforme a Tabela 24 mostra, alguns instrumentos são pouco utilizados e uma análise com todos os instrumentos individualmente não seria muito esclarecedora.

4.3.2.2 Variáveis independentes

Para testar as hipóteses listadas nas seções 4.2.2.1 e 4.2.2.2, foram utilizadas as variáveis consideradas na pesquisa mencionada na seção 4.3.1, agrupadas de acordo com a seção 4.2.2. O primeiro grupo corresponde às variáveis demográficas e financeiras, e o segundo grupo corresponde às variáveis relacionadas às características dos pagamentos. Algumas categorias pouco representativas de determinadas variáveis foram agrupadas a categorias semelhantes para facilitar a descrição, interpretação e visualização dos resultados.

As variáveis demográficas e financeiras consideradas na pesquisa foram as seguintes: gênero (GENDER), idade (AGE), renda (INCOME), escolaridade (EDUCATION), região (REGION), estado civil (MARITAL), relação de emprego (EMPREL) e forma de recebimento da principal fonte de renda (SOURCE), todas variáveis categóricas, além das variáveis binárias que indicam se o respondente já realizou uma compra por celular (CEL) e se possui conta em uma instituição financeira ou de pagamento (ACCOUNT). As características dos pagamentos consideradas foram o tipo (TYPE) e o setor (SECTOR) do estabelecimento, a condição (CONDITION) e o valor (VALUE) do pagamento. As tabelas 25 e 26 apresentam, para cada variável independente, o percentual de indivíduos na amostra que se enquadram em cada categoria de cada variável e, para cada categoria, o percentual de pagamentos realizados com instrumentos eletrônicos e não eletrônicos. A tabela 24 apresenta a análise descritiva do valor dos pagamentos, a única variável independente numérica (as demais são variáveis categóricas).

Embora as variáveis em cada um dos dois grupos de determinantes (variáveis demográficas e características dos pagamentos) possam apresentar algum grau de correlação (por exemplo, espera-se que pessoas com maior escolaridade tenham maior renda), isso não se mostrou problemático, conforme evidenciado pelo VIF (fator de inflação da variância ou *variance inflation factor* em inglês), inferior a 2 para todas as variáveis, considerando os graus de liberdade.

Além disso, como o número de categorias em todas as variáveis totalizou mais de 60, considerou-se o uso de análise de componentes principais seguida de regressão logit, mas não foram encontrados componentes representativos (o componente mais representativo explica menos de 6% da variância total). Portanto, essa abordagem foi descartada.

4.3.3 Modelo econométrico

O modelo econométrico da regressão logit multinível utilizado no artigo é apresentado na equação 4.1. O modelo está estruturado em dois níveis: 1) pagadores e 2) pagamentos, onde cada pagador pode registrar em seu diário vários pagamentos.

Tabela 25 – Estatísticas descritivas das variáveis demográficas

Variável	Categorias	Perc. amostra (a)	Perc. eletrônicos (b)	Perc. não eletrônicos (c)
GENDER	F	50.63%	20.39%	79.61%
	M	49.37%	24.87%	75.13%
AGE	18-25	23.24%	19.17%	80.83%
	26-35	25.02%	24.12%	75.88%
	36-45	26.07%	23.30%	76.70%
	46-60	25.67%	23.57%	76.43%
INCOME	00-02 SM	21.66%	12.57%	87.43%
	02-03 SM	20.74%	16.34%	83.66%
	03-04 SM	21.59%	24.01%	75.99%
	04-05 SM	11.59%	27.45%	72.55%
	05-10 SM	22.45%	31.91%	68.09%
	10+ SM	1.97%	57.73%	42.27%
EDUCATION	sem educação formal	1.65%	8.79%	91.21%
	fundamental completo	27.58%	13.75%	86.25%
	médio completo	55.30%	22.94%	77.06%
	superior completo	13.43%	36.14%	63.86%
	pós-graduação	2.04%	39.71%	60.29%
REGION	CO	7.97%	19.88%	80.12%
	N	10.60%	15.08%	84.92%
	NE	26.86%	19.63%	80.37%
	S	14.22%	32.38%	67.62%
	SE	40.36%	25.73%	74.27%
MARITAL	casado	41.15%	24.41%	75.59%
	divorciado	6.52%	27.35%	72.65%
	solteiro	49.90%	20.48%	79.52%
	viúvo	2.44%	25.74%	74.26%
EMPREL	aposentado	5.51%	24.71%	75.29%
	autônomo	32.43%	19.90%	80.10%
	desempregado	17.28%	16.01%	83.99%
	empregado	30.17%	25.16%	74.84%
	empreendedor	5.18%	36.26%	63.74%
	estagiário	1.26%	18.75%	81.25%
	servidor público	6.31%	34.33%	65.67%
	prof. liberal	1.86%	18.11%	81.89%
SOURCE	cheque	0.53%	30.86%	69.14%
	dinheiro	56.81%	16.84%	83.16%
	conta	40.16%	31.36%	68.64%
	outro	2.50%	15.30%	84.70%
CEL	nunca comprou via celular	70.14%	17.07%	82.93%
	já comprou via celular	29.86%	35.49%	64.51%
ACCOUNT	sem conta bancária	22.71%	9.68%	90.32%
	com conta bancária	77.29%	26.01%	73.99%

Nota. Fonte: Elaboração do autor. a) Distribuição na amostra, com $n = 1.519$; b) Percentual de pagamentos relatados no diário pagos com instrumentos eletrônicos entre os respondentes de cada categoria; c) Percentual de pagamentos relatados no diário pagos com instrumentos não eletrônicos entre os respondentes de cada categoria. SM = salário mínimo; CO = Centro-Oeste, N = Norte, NE = Nordeste, S = Sul, SE = Sudeste.

$$\begin{aligned}
 \ln\left(\frac{Prob(ELECTRONIC_{ij})}{1 - Prob(ELECTRONIC_{ij})}\right) = & \beta_1 GENDER_j + \beta_2 AGE_j + \beta_3 INCOME_j + \\
 & \beta_4 EDUCATION_j + \beta_5 REGION_j + \beta_6 MARITAL_j + \beta_7 EMPREL_j + \beta_8 SOURCE_j + \\
 & \beta_9 CEL_j + \beta_{10} ACCOUNT_j + \beta_{11} VALUE_{ij} + \beta_{12} SECTOR_{ij} + \\
 & \beta_{13} TYPE_{ij} + \beta_{14} CONDITION_{ij} + \epsilon_{ij}
 \end{aligned}
 \tag{4.1}$$

em que $ELECTRONIC_{ij}$ é uma variável dependente binária que assume o valor 1 se o i -ésimo pagamento registrado no diário foi feito com um instrumento eletrônico e 0 se foi feito com um instrumento não eletrônico, conforme descrito na seção 4.3.2.1. As variáveis independentes são aquelas apresentadas na seção 4.3.2.2, com o subíndice i correspondendo às características de cada pagamento registrado por cada respondente

Tabela 26 – Estatísticas descritivas das variáveis de características da transação

Variável	Categorias	Perc. amostra (a)	Perc. eletrônicos (b)	Perc. não eletrônicos (c)	
SECTOR	bens duráveis	1.65%	46.74%	53.26%	
	construção	0.11%	31.58%	68.42%	
	finanças	1.07%	41.01%	58.99%	
	alimentos	35.46%	21.53%	78.47%	
	habitação	2.26%	17.51%	82.49%	
	outros	1.33%	15.77%	84.23%	
	pessoa física	0.05%	NA	100.00%	
	serviços	26.27%	23.26%	76.74%	
	transporte	25.91%	18.34%	81.66%	
	impostos	0.90%	30.46%	69.54%	
	vestuário	4.99%	39.81%	60.19%	
	TYPE	governo	0.62%	40.78%	59.22%
		loja	72.73%	25.26%	74.74%
		online	0.47%	53.16%	46.84%
pessoa física		2.45%	12.47%	87.53%	
CONDITION	serviço	23.73%	14.38%	85.62%	
	à vista	92.93%	17.11%	82.89%	
	a prazo ou parcelado	7.07%	95.08%	4.92%	

Nota. Fonte: Elaboração do autor. a) Distribuição na amostra, com $n = 1.519$; b) Percentual de pagamentos relatados no diário pagos com instrumentos eletrônicos entre os respondentes de cada categoria; c) Percentual de pagamentos relatados no diário pagos com instrumentos não eletrônicos entre os respondentes de cada categoria.

j. As variáveis em que há apenas o subíndice j referem-se somente ao respondente e são constantes para todos os pagamentos registrados por um dado respondente.

A equação que se aplica ao logit empilhado (*pooled*) e multinomial, utilizada para robustez conforme descrito a seguir, é apresentada na equação 4.2:

$$\ln\left(\frac{Prob(ELECTRONIC_i)}{1 - Prob(ELECTRONIC_i)}\right) = \beta_1 GENDER_i + \beta_2 AGE_i + \beta_3 INCOME_i + \beta_4 EDUCATION_i + \beta_5 REGION_i + \beta_6 MARITAL_i + \beta_7 EMPREL_i + \beta_8 SOURCE_i + \beta_9 CEL_i + \beta_{10} ACCOUNT_i + \beta_{11} VALUE_i + \beta_{12} SECTOR_i + \beta_{13} TYPE_i + \beta_{14} CONDITION_i + \epsilon_i \quad (4.2)$$

4.3.4 Métodos para verificação da robustez dos resultados

Para verificar a robustez dos resultados, foram utilizadas as técnicas de logit empilhado (*pooled*), uma técnica empregada na maioria dos trabalhos sobre o uso de instrumentos em diários de pagamento (Arango et al., 2015; Bagnall et al., 2016; Stavins, 2018), e logit multinomial, a fim de verificar o efeito das variáveis não apenas em relação à classificação entre instrumentos eletrônicos ou não, mas também em categorias mais granulares, descritas na seção 4.3.2.1.

4.4 Análise dos Resultados

Foi utilizado o pacote lme4 do R (Bates et al., 2015) para a abordagem logit multinível, base R (R Core Team, 2020) para a abordagem empilhada, e o pacote nnet do R (Venables & Ripley, 2002) para a abordagem multinomial. Os efeitos marginais foram calculados com o pacote margins do R (Leeper, 2021).

4.4.1 Resultados das Regressões Logit Multinível

A coluna 1 da tabela 27 apresenta o resultado da regressão logit multinível, enquanto a coluna 2 apresenta os efeitos marginais médios (efeito médio sobre a probabilidade da variável dependente, calculado com todas as observações, em função da mudança no valor de uma variável independente). A correlação intraclasse (ICC) de 0,46 mostra que considerar a estrutura hierárquica é importante nesse contexto, pois a correlação entre as escolhas de instrumentos eletrônicos pelo mesmo pagador é considerável. Em outras palavras, o impacto do agrupamento de pagamentos é relativamente alto. O ICC, uma medida entre 0 e 1, mensura o grau de correlação dentro dos grupos. Quanto maior for, maior será a proporção da variância total explicada pela variância intra-grupo.

Tabela 27 – Determinantes da Escolha de Instrumentos Eletrônicos - Logit Multinível e Empilhado

	Variável Dependente			
	eletrônico			
	Logit Multinível	Efeitos Marginais Médios (multinível)	Logit Empilhado	Efeitos Marginais Médios (empilhado)
	(1)	(2)	(3)	(4)
VALUE	0.002*** (0.0002)	0.0001*** (0.00002)	0.001*** (0.0001)	0.0002*** (0.00002)
SECTOR construção	-1.999** (0.814)	-0.154*** (0.045)	-1.435* (0.792)	-0.139*** (0.053)
SECTOR finanças	-0.213 (0.304)	-0.022 (0.031)	0.151 (0.250)	0.021 (0.035)
SECTOR supermercados	-0.600*** (0.206)	-0.058*** (0.172)	-0.390** (0.022)	-0.049** (0.023)
SECTOR habitação	-1.246*** (0.276)	-0.109*** (0.025)	-0.971*** (0.234)	-0.105*** (0.026)
SECTOR outros	-0.382 (0.327)	-0.038 (0.033)	-0.388 (0.272)	-0.049 (0.033)
SECTOR pessoas	-13.410 (428.208)	-0.274*** (0.032)	-11.020 (102.149)	-0.264*** (0.025)
SECTOR serviços	-0.388* (0.207)	-0.039* (0.022)	-0.195 (0.173)	-0.025 (0.023)
SECTOR transporte	-0.425** (0.213)	-0.042* (0.022)	-0.241 (0.178)	-0.031 (0.024)
SECTOR impostos	-0.951** (0.435)	-0.087** (0.037)	-0.983** (0.384)	-0.106*** (0.036)
SECTOR vestuário	-0.045 (0.232)	-0.005 (0.025)	0.050 (0.193)	0.007 (0.027)
TYPE loja	-0.671 (0.418)	-0.072 (0.049)	-1.053*** (0.368)	-0.165** (0.067)
TYPE NA	-0.405 (0.728)	-0.045 (0.080)	-0.130 (0.596)	-0.023 (0.107)
TYPE online	0.836 (0.530)	0.108 (0.067)	0.387 (0.458)	0.073 (0.085)
TYPE pessoa	-1.485*** (0.462)	-0.140*** (0.051)	-1.734*** (0.408)	-0.238*** (0.069)
TYPE serviço	-1.232*** (0.425)	-0.121** (0.049)	-1.524*** (0.373)	-0.218*** (0.067)
CONDITION NA	-0.895 (1.121)	-0.075 (0.077)	-1.612 (1.084)	-0.130*** (0.046)
CONDITION a prazo ou parcelado	4.933*** (0.169)	0.685*** (0.016)	4.592*** (0.143)	0.740*** (0.010)
GENDER M	0.223** (0.110)	0.022** (0.010)	0.268*** (0.048)	0.032*** (0.006)
AGE 26-35	0.156	0.017	0.182**	0.021**

Tabela 27 – Determinantes da Escolha de Instrumentos Eletrônicos - Logit Multinível e Empilhado

	(0.165)	(0.015)	(0.071)	(0.008)
AGE 36-45	0.265	0.024	0.190**	0.022**
	(0.175)	(0.016)	(0.077)	(0.009)
AGE 46-60	0.292	0.030*	0.282***	0.033***
	(0.186)	(0.017)	(0.081)	(0.009)
INCOME 02-03 SM	-0.096	-0.006	0.047	0.005
	(0.189)	(0.016)	(0.082)	(0.009)
INCOME 03-04 SM	0.370**	0.035**	0.391***	0.045***
	(0.177)	(0.016)	(0.080)	(0.009)
INCOME 04-05 SM	0.354*	0.032*	0.357***	0.040***
	(0.204)	(0.019)	(0.090)	(0.010)
INCOME 05-10 SM	0.551***	0.052***	0.581***	0.070***
	(0.177)	(0.016)	(0.079)	(0.009)
INCOME 10+ SM	1.443***	0.161***	1.420***	0.207***
	(0.348)	(0.046)	(0.158)	(0.028)
EDUCATION fund. comp.	0.360	0.027	0.812***	0.067***
	(0.509)	(0.035)	(0.306)	(0.020)
EDUCATION médio comp.	0.791	0.066*	1.131***	0.103***
	(0.504)	(0.035)	(0.304)	(0.020)
EDUCATION superior comp.	1.004*	0.086**	1.322***	0.128***
	(0.523)	(0.038)	(0.309)	(0.021)
EDUCATION pós-grad. comp.	0.939	0.082	1.279***	0.122***
	(0.645)	(0.053)	(0.331)	(0.026)
REGION N	-0.056	-0.004	-0.259**	-0.027**
	(0.238)	(0.020)	(0.107)	(0.011)
REGION NE	-0.060	-0.007	-0.116	-0.013
	(0.196)	(0.017)	(0.088)	(0.010)
REGION S	0.749***	0.075***	0.540***	0.069***
	(0.213)	(0.021)	(0.096)	(0.012)
REGION SE	0.339*	0.038**	0.352***	0.043***
	(0.193)	(0.017)	(0.085)	(0.010)
MARITAL divorciado	0.113	0.008	0.003	0.0003
	(0.218)	(0.020)	(0.092)	(0.011)
MARITAL solteiro	0.083	0.009	0.079	0.009
	(0.124)	(0.011)	(0.054)	(0.006)
MARITAL viúvo	-0.091	-0.008	-0.001	-0.0001
	(0.340)	(0.030)	(0.155)	(0.018)
EMPREL autônomo	0.372	0.032	0.349***	0.038***
	(0.258)	(0.022)	(0.117)	(0.012)
EMPREL desempregado	0.345	0.033	0.459***	0.052***
	(0.288)	(0.025)	(0.129)	(0.014)
EMPREL empregado	0.283	0.029	0.395***	0.044***
	(0.255)	(0.021)	(0.113)	(0.012)
EMPREL empresário	0.347	0.027	0.347**	0.038**

Tabela 27 – Determinantes da Escolha de Instrumentos Eletrônicos - Logit Multinível e Empilhado

	(0.321)	(0.029)	(0.142)	(0.016)
EMPREL estagiário	-0.224	-0.017	0.004	0.0004
	(0.519)	(0.040)	(0.237)	(0.024)
EMPREL servidor público	0.178	0.014	0.177	0.019
	(0.283)	(0.024)	(0.132)	(0.014)
EMPREL prof. liberal	0.006	0.001	-0.011	-0.001
	(0.476)	(0.040)	(0.203)	(0.020)
SOURCE cheque	-0.819	-0.080	-0.570**	-0.069*
	(0.640)	(0.070)	(0.274)	(0.038)
SOURCE em conta	-0.109	-0.011	0.001	0.0001
	(0.640)	(0.071)	(0.275)	(0.038)
SOURCE outro	-1.038	-0.097	-0.343	-0.044
	(0.760)	(0.077)	(0.334)	(0.044)
CEL	0.871***	0.086***	0.604***	0.077***
	(0.120)	(0.012)	(0.050)	(0.007)
ACCOUNT	0.639***	0.054***	0.558***	0.060***
	(0.163)	(0.013)	(0.082)	(0.008)
Constante	-3.110***		-2.906***	
	(1.024)		(0.605)	
Observações	16,545	16,545	16,545	16,545
Log Likelihood	-5,399.863	-6,388.059	-6,388.059	

Nota. *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01. Erro padrão em parênteses.

Fonte: Elaboração do autor. As colunas 1 e 3 correspondem aos resultados das regressões logit multinível e com dados empilhados, respectivamente, onde a variável dependente = 1 se determinado pagamento foi realizado com instrumento eletrônico.

As colunas 2 e 4 correspondem aos efeitos marginais médios da regressão logit multinível e logit com dados empilhados, respectivamente.

O primeiro nível corresponde ao pagador e o segundo nível corresponde aos pagamentos individuais, sendo que cada pagador registrou vários pagamentos.

Categorias base para as variáveis independentes:

GENDER = F; AGE = 18-25; INCOME = 00-02 SM; EDUCATION = sem instrução;

REGION = CO; MARITAL = casado; EMPREL = aposentado; SOURCE = Cheque.

SECTOR = bens duráveis; TYPE = governo; CONDITION = pagamento à vista.

Como a categoria “masculino” da variável gênero (GENDER) é significativa, é possível inferir que homens têm cerca de 2,2% mais probabilidade de realizar pagamentos com instrumentos eletrônicos do que as respondentes femininas. Assim, não é possível rejeitar a hipótese H4.1a, ou seja, pode-se inferir que o gênero é um determinante da escolha de instrumentos eletrônicos no Brasil. Esse resultado está alinhado com as descobertas de [Deufel et al. \(2019\)](#), embora os autores considerem apenas compras online. Por outro lado, [Świecka et al. \(2021\)](#) não encontram relação entre gênero e escolha de instrumentos. [Arango et al. \(2015\)](#) mostram que homens, comparados às mulheres, preferem cartões de crédito em vez de cartões de débito, mas são indiferentes em relação ao uso de dinheiro.

Ao avaliar os coeficientes das categorias da variável idade (AGE), conclui-se que pessoas mais velhas têm maior probabilidade de escolher instrumentos eletrônicos em comparação ao grupo base (18 a 25 anos), contrariando as expectativas, embora haja significância nos efeitos marginais apenas na categoria de 46 a 60 anos (probabilidade cerca de 3% maior). Assim, não há evidências para sustentar a hipótese H4.2a, de que os mais jovens teriam maior probabilidade de experimentar instrumentos eletrônicos. Esse resultado vai contra o que é relatado na maior parte da literatura considerada ([Bagnall et al., 2016](#); [Fujiki, 2020](#); [Goczek & Witkowski, 2016](#); [Świecka et al., 2021](#)). Pode-se especular que, no Brasil, os mais jovens teriam mais dificuldade de acesso a instrumentos eletrônicos, pois estão começando suas trajetórias no mercado de trabalho e têm rendas mais baixas do que grupos mais experientes.

Em relação à renda (INCOME), como esperado, pessoas com maior renda (a categoria base é de 0 a 2 salários mínimos), por terem acesso a uma maior variedade de instrumentos, têm maior probabilidade de escolher instrumentos eletrônicos, exceto no estrato imediatamente seguinte à categoria base (2 a 3 salários mínimos), mas não de forma significativa. Na categoria de pessoas que ganham mais de 10 salários mínimos, a probabilidade de optarem por instrumentos eletrônicos é cerca de 16,1% maior do que entre os membros da categoria base. Essas pessoas também tenderiam a realizar pagamentos de maior valor, tipicamente conduzidos em instrumentos eletrônicos. Portanto, não há evidências para rejeitar a hipótese H4.3a. O resultado está alinhado com os resultados identificados na literatura ([Bagnall et al., 2016](#); [Fujiki, 2020](#); [Goczek & Witkowski, 2016](#)), que também relatam um aumento no uso de instrumentos eletrônicos à medida que a renda do pagador aumenta.

Em termos de escolaridade (EDUCATION), também não há evidências para rejeitar a hipótese H4.4a, de que pessoas mais escolarizadas teriam maior probabilidade de optar por instrumentos eletrônicos (a categoria base da variável é pessoas sem educação formal), embora a categoria de pessoas com ensino fundamental e pós-secundário não mostre significância. Entre aqueles com diploma universitário, há cerca de 8,6% mais probabilidade de optarem por instrumentos eletrônicos em comparação com aqueles sem educação formal. A escolaridade, assim como a renda, refletiria o acesso mais fácil a instrumentos eletrônicos para a população mais escolarizada e mais favorecida, enquanto a população menos escolarizada e desfavorecida ficaria presa a instrumentos tradicionais, muitas vezes por falta de escolha. O resultado para a relação entre escolaridade e escolha de instrumentos também está em linha com a literatura considerada ([Arango et al., 2015](#); [Bagnall et al., 2016](#); [Goczek & Witkowski, 2016](#)).

A região do país (REGION) também é um determinante significativo, sendo que os

residentes das regiões Sul e Sudeste têm maior propensão (cerca de 7,5% e 3,8%, respectivamente) de escolher instrumentos eletrônicos (em relação à categoria base, Centro-Oeste), refletindo maior renda e escolaridade ou maior disponibilidade de meios eletrônicos. Apesar da dificuldade em distribuir dinheiro, pessoas no Norte mostram menor propensão a fazer pagamentos eletrônicos do que as do Centro-Oeste, possivelmente pela dificuldade de acesso a instrumentos eletrônicos, que muitas vezes exigem acesso à internet, menos comum nessa região do país (e também no Centro-Oeste). Assim, não há evidências para rejeitar a hipótese H4.5a. Embora a variável considerada aqui não identifique o tamanho das cidades dos respondentes, sabe-se que as regiões Sudeste e Sul são as mais urbanizadas do país. O resultado está em linha com [Goczek & Witkowski \(2016\)](#).

O estado civil do respondente (MARITAL; “casado” como categoria base) não se mostrou significativo. O resultado está alinhado com [Świecka et al. \(2021\)](#), que também não encontram relação significativa entre o estado civil do pagador e a escolha de instrumento. A situação de emprego (EMPREL), de forma semelhante, também não é significativa, embora praticamente todas as categorias tenham mais probabilidade de escolher pagamentos eletrônicos do que os respondentes da categoria base (aposentados), com exceção de estagiários. O meio de recebimento de renda (SOURCE) também não foi significativo. Portanto, não é possível concluir sobre as hipóteses H4.6a a H4.8a.

O uso anterior de um celular para fazer uma compra (CEL), por sua vez, provou ser um forte determinante da escolha de instrumentos eletrônicos. Aqueles que já têm essa experiência têm cerca de 8,6% mais probabilidade de escolher instrumentos eletrônicos do que aqueles que nunca usaram um celular para esse fim. Assim, isso é uma forte indicação de que, uma vez que as pessoas dominem a tecnologia e percebam seus benefícios, elas tendem a manter o hábito. Não há evidências para rejeitar a hipótese H4.9a.

Por fim, a posse de uma conta em uma instituição financeira ou de pagamento (ACCOUNT) também se mostrou um determinante significativo, sendo que aqueles que possuem conta têm 5,4% mais probabilidade de optar por pagamentos eletrônicos, como esperado. Como grande parte dos instrumentos eletrônicos está baseada em contas, o depósito inicial de fundos nessas contas facilitaria o uso desses instrumentos. Pessoas que recebem dinheiro em espécie teriam que depositar seus fundos primeiro para então usarem instrumentos eletrônicos. Assim, não há evidências para rejeitar a hipótese H4.10a. Como as últimas três características não foram usadas na literatura identificada, a comparação com os resultados da literatura é prejudicada.

Quanto às variáveis relacionadas às características do pagamento, como esperado, o valor da transação é um forte determinante da escolha de instrumentos eletrônicos. A cada real a mais no valor do pagamento, a propensão dos usuários a optarem por instrumentos eletrônicos aumenta em 0,01%. Assim, não há evidências para rejeitar a hipótese H4.1b. Esse resultado também está alinhado com a literatura ([Arango et al., 2015](#); [Bagnall et al., 2016](#); [Klee, 2008](#); [Stavins, 2018](#); [Świecka et al., 2021](#); [Wang & Wolman, 2016](#)), com todos os estudos identificados relatando aumento do uso de instrumentos eletrônicos em função do valor da compra.

Várias categorias relacionadas ao setor em que o estabelecimento comercial opera, por sua vez, apresentam coeficiente significativo, indicando que não há evidências para rejeitar a hipótese H4.2b. Em todos os setores, a probabilidade de usar pagamentos em dinheiro é maior do que na categoria base (bens duráveis). Especialmente quando o pa-

gamento é feito entre pessoas, há uma probabilidade 27,4% maior de que sejam usados instrumentos tradicionais do que quando o pagamento envolve a categoria base, provavelmente porque vários dos instrumentos não são aceitos por pessoas, como cartões e boletos. Da mesma forma, os pagamentos relacionados a gastos com construção (15,4%), habitação (10,9%), serviços (3,9%), transporte (4,2%) e alimentos (5,8%) também favorecem a escolha de instrumentos tradicionais, possivelmente porque várias dessas categorias estão relacionadas a gastos cotidianos, enquanto a categoria base (bens duráveis) estaria associada a despesas menos frequentes, geralmente pagas a crédito, um atributo em que os instrumentos eletrônicos são consideravelmente melhor avaliados do que os tradicionais. O resultado está alinhado com [Świecka et al. \(2021\)](#) e [Stavins \(2018\)](#), que identificam que o setor em que o estabelecimento opera é um dos fatores que determinam o tipo de instrumento escolhido.

O tipo (TYPE) de estabelecimento também se mostrou um determinante significativo da escolha de instrumentos eletrônicos. Quando os pagamentos são feitos em todas as categorias, exceto em lojas online, há menor propensão para escolher instrumentos eletrônicos do que na categoria base (governo). Apenas quando as compras são online há maior propensão (10,8%) para o uso de instrumentos eletrônicos, como esperado, mas o coeficiente não é significativo. Destacam-se pagamentos a pessoas (14,0%) e serviços (12,1%). Assim, não há evidências para rejeitar a hipótese H4.3b. [Świecka et al. \(2021\)](#), por sua vez, não encontram relação significativa entre o tipo de estabelecimento ou o bem ou serviço e a escolha do instrumento.

A condição (CONDITION) também é um determinante significativo para a escolha de instrumentos eletrônicos. Os usuários tendem a escolher instrumentos eletrônicos 68,5% mais frequentemente quando os pagamentos são feitos a prazo ou parcelados, em comparação com pagamentos à vista (categoria base). De fato, instrumentos não eletrônicos, como dinheiro, são pouco adequados para pagamentos parcelados ou a prazo e estariam mais indicados para gastos cotidianos pagos em dinheiro. Assim, não há evidências para rejeitar a hipótese H4.4b. Como mencionado, não foram encontrados estudos na literatura que considerem essa variável característica do pagamento, possivelmente por ser uma característica peculiar do mercado brasileiro. No Brasil, a condição de pagamento é geralmente negociada com o estabelecimento, enquanto em outros países o financiamento eventual é geralmente obtido por meio de instituições financeiras, como emissores de cartões de crédito ou provedores de empréstimos pessoais, por exemplo.

A Tabela 28 resume as possíveis inferências sobre as hipóteses postuladas.

Tabela 28 – Resultados das hipóteses

Hipótese	Status	Hipótese	Status
H4.1a	Não rejeitada	H4.1b	Não rejeitada
H4.2a	Inconclusiva	H4.2b	Não rejeitada
H4.3a	Não rejeitada	H4.3b	Não rejeitada
H4.4a	Não rejeitada	H4.4b	Não rejeitada
H4.5a	Não rejeitada		
H4.6a	Inconclusiva		
H4.7a	Inconclusiva		
H4.8a	Inconclusiva		
H4.9a	Não rejeitada		

Hipótese	Status	Hipótese	Status
H4.10a	Não rejeitada		

Nota: Elaboração do autor.

4.4.2 Resultados empregando métodos para robustez

A coluna 3 da tabela 27 apresenta os resultados para o logit empilhado (com efeitos marginais na coluna 4), conforme a equação 4.2. Os resultados corroboram os resultados relatados na seção 4.4.1. No empilhamento simples, há mais variáveis significativas, como esperado. As variáveis demográficas, como idade, renda, escolaridade, região, vínculo empregatício e o meio do recebimento da renda, especialmente, são significativas quando todos os pagamentos são empilhados, mas perdem significância quando a estrutura de nível das observações (múltiplos pagamentos de um mesmo indivíduo) é considerada. Isso significa que a proporção da variância da escolha do instrumento que se deve às características individuais é alta.

A tabela 29 apresenta os resultados do logit multinomial. Os resultados mostram que nem todas as variáveis são importantes para a escolha de todos os instrumentos. O valor é uma variável importante para a escolha de todos os instrumentos considerados em relação ao dinheiro (categoria base), especialmente para boletos e transferências. Em relação às outras características de pagamentos, o setor e o tipo de estabelecimento mostram comportamentos específicos. Por exemplo, a probabilidade de pagamentos via transferências ou cheques aumenta nos setores de construção, finanças, habitação e serviços. A probabilidade de que cartões sejam usados para pagamentos em estabelecimentos online aumenta consideravelmente, enquanto a de cheques diminui. A probabilidade de utilizar boletos e transferências em lojas físicas diminui. Cheques são o único instrumento com maior probabilidade de serem usados do que o dinheiro para pagamentos a pessoas. Todos os instrumentos têm maior probabilidade de serem usados para compras parceladas do que o dinheiro.

Entre as variáveis demográficas e financeiras, o gênero é um determinante importante para o uso de cartão de crédito e cheque, mas não para os outros instrumentos. A idade é importante para os cartões, mas não para os outros instrumentos. A renda é importante para boletos e cartões, e a educação é importante para todos. A titularidade de conta é importante apenas para cartões, e o uso de celular apenas para boletos, cartões de débito e transferências. Assim, em relação aos resultados apresentados na seção 4.4.1, utilizando o logit multinível, é possível concluir que, embora a agregação dos instrumentos eletrônicos em uma única categoria seja válida, há diferenças consideráveis entre eles.

Tabela 29 – Determinantes da escolha de instrumentos eletrônicos - logit multinomial

	Variável dependente				
	Boleto	Cartão de crédito	Cartão de débito	Cheque	Transferências
	Logit multinomial				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
GENDER M	0,032 (0,174)	0,164 (0,161)	0,291*** (0,052)	0,353* (0,194)	0,264 (0,255)
AGE 26-35	0,248 (0,265)	0,722*** (0,246)	0,191** (0,077)	0,100 (0,270)	-0,413 (0,346)
AGE 36-45	-0,085 (0,291)	0,632** (0,257)	0,189** (0,082)	-0,260 (0,296)	-0,150 (0,366)
AGE 46-60	0,167 (0,283)	0,605** (0,267)	0,301*** (0,087)	-0,391 (0,311)	-0,756* (0,414)
INCOME 02-03 SM	0,956*** (0,245)	-0,289 (0,284)	0,048 (0,089)	-0,085 (0,266)	0,454 (0,374)
INCOME 03-04 SM	0,956*** (0,240)	0,663** (0,268)	0,396*** (0,086)	-0,133 (0,273)	0,125 (0,407)
INCOME 04-05 SM	0,797*** (0,255)	0,282 (0,300)	0,370*** (0,097)	-0,102 (0,307)	0,689* (0,398)
INCOME 05-10 SM	1,609*** (0,210)	0,476* (0,271)	0,536*** (0,085)	-0,106 (0,277)	0,802** (0,354)
INCOME 10+ SM	0,649 (0,396)	1,530*** (0,452)	1,536*** (0,165)	0,082 (0,297)	0,008 (0,358)
EDUCATION fund. comp.	-0,151 (0,234)	0,592*** (0,212)	0,863*** (0,326)	1,002*** (0,235)	0,717** (0,321)
EDUCATION ensino médio comp.	0,224 (0,183)	1,350*** (0,158)	1,115*** (0,324)	0,732*** (0,217)	1,225*** (0,246)
EDUCATION superior comp.	0,763*** (0,201)	2,241*** (0,181)	1,259*** (0,329)	1,399*** (0,254)	1,694*** (0,288)
EDUCATION pós-grad. comp.	-0,236 (0,419)	3,138*** (0,279)	1,189*** (0,353)	0,783 (0,505)	1,866*** (0,521)
REGION N	-0,818** (0,402)	0,852** (0,345)	-0,321*** (0,116)	0,788*** (0,256)	1,020*** (0,284)
REGION NE	-0,216 (0,278)	0,910*** (0,295)	-0,208** (0,095)	0,314 (0,217)	0,866*** (0,226)
REGION S	-0,620* (0,368)	-0,024 (0,355)	0,619*** (0,101)	1,025*** (0,234)	0,455 (0,319)
REGION SE	-0,050 (0,269)	0,577* (0,296)	0,369*** (0,090)	0,635*** (0,208)	0,426* (0,246)
MARITAL divorciado	-0,508 (0,361)	0,029 (0,318)	-0,027 (0,099)	-0,263 (0,449)	0,840* (0,484)
MARITAL solteiro	0,033 (0,193)	-0,090 (0,180)	0,074 (0,057)	-0,444** (0,213)	0,677** (0,308)
MARITAL viúvo	-0,112	0,763	-0,012	1,260***	-0,798***

Tabela 29 – Determinantes da escolha de instrumentos eletrônicos - logit multinomial

	(0,479)	(0,469)	(0,168)	(0,414)	(0,026)
EMPREL autônomo	-0,535**	0,476**	0,388***	0,447**	0,070
	(0,259)	(0,216)	(0,125)	(0,218)	(0,268)
EMPREL desempregado	-0,186	0,576**	0,505***	0,358	-0,068
	(0,286)	(0,263)	(0,138)	(0,265)	(0,342)
EMPREL empregado	-0,750***	0,803***	0,476***	0,427**	0,020
	(0,247)	(0,201)	(0,121)	(0,209)	(0,243)
EMPREL empresário	-0,087	0,567*	0,357**	0,228	0,393
	(0,307)	(0,313)	(0,151)	(0,417)	(0,394)
EMPREL estagiário	-1,165***	0,518	0,137	1,136**	-0,077
	(0,142)	(0,544)	(0,249)	(0,478)	(0,115)
EMPREL servidor público	-0,754**	0,238	0,277**	0,445	-0,831*
	(0,321)	(0,294)	(0,140)	(0,331)	(0,427)
EMPREL prof. liberal	-0,831**	-0,432	0,152	0,803*	-1,796***
	(0,396)	(0,485)	(0,214)	(0,429)	(0,050)
SOURCE cheque	-2,055***	-0,088	-0,529*	-0,483**	-1,044***
	(0,244)	(0,221)	(0,282)	(0,222)	(0,195)
SOURCE em conta	-1,520***	0,122	0,068	-0,128	-0,438**
	(0,259)	(0,240)	(0,283)	(0,249)	(0,207)
SOURCE outro	-1,665***	-1,433***	-0,137	-0,182	-1,682***
	(0,396)	(0,403)	(0,342)	(0,404)	(0,026)
CEL	0,751***	0,238	0,625***	0,342	0,882***
	(0,176)	(0,171)	(0,053)	(0,212)	(0,261)
ACCOUNT	0,378	0,657**	0,574***	-0,176	0,218
	(0,314)	(0,268)	(0,090)	(0,261)	(0,423)
VALUE	0,002***	0,001***	0,001***	0,001***	0,002***
	(0,0002)	(0,0003)	(0,0001)	(0,0004)	(0,0003)
SECTOR construção	-0,590***	-2,076***	-1,553***	1,652***	1,850***
	(0,085)	(0,330)	(0,055)	(0,497)	(0,149)
SECTOR finanças	0,780***	-1,259**	-0,059	1,470***	1,208***
	(0,278)	(0,556)	(0,273)	(0,475)	(0,452)
SECTOR supermercado	-2,963***	-0,077	-0,263	0,477**	-0,984***
	(0,344)	(0,227)	(0,176)	(0,228)	(0,372)
SECTOR habitação	-0,783**	-2,486***	-1,245***	0,238	1,114***
	(0,334)	(0,526)	(0,265)	(0,466)	(0,352)
SECTOR outros	-1,201***	-0,152	-0,525*	-8,184***	1,034**
	(0,453)	(0,201)	(0,304)	(0,00002)	(0,474)
SECTOR pessoa	-1,888***	-0,889***	-4,984***	-0,923***	-1,869***
	(0,004)	(0,003)	(0,0004)	(0,003)	(0,003)
SECTOR serviços	-0,892***	-0,224	-0,155	0,737**	0,164
	(0,176)	(0,227)	(0,177)	(0,224)	(0,238)
SECTOR transporte	-4,169***	-0,520*	-0,013	0,566**	-1,954***
	(0,440)	(0,270)	(0,182)	(0,267)	(0,498)
SECTOR impostos	-1,654***	-1,908***	-0,676**	0,517***	-1,161**

Tabela 29 – Determinantes da escolha de instrumentos eletrônicos - logit multinomial

	(0,353)	(0,537)	(0,285)	(0,173)	(0,560)
SECTOR vestuário	-1,338***	0,366	0,118	0,082	0,217
	(0,417)	(0,309)	(0,200)	(0,445)	(0,498)
TYPE loja	-2,361***	0,385*	-0,496***	2,200***	-2,956***
	(0,212)	(0,224)	(0,166)	(0,186)	(0,249)
TYPE N/A	-3,467***	1,425***	0,677	-1,448***	-3,395***
	(0,002)	(0,056)	(0,427)	(0,0002)	(0,003)
TYPE online	-0,259	2,651***	0,543*	-4,089***	0,170
	(0,506)	(0,470)	(0,325)	(0,0001)	(0,507)
TYPE pessoa	-3,304***	-0,818*	-1,472***	2,315***	-1,622***
	(0,483)	(0,477)	(0,253)	(0,341)	(0,340)
TYPE serviço	-1,281***	-1,386***	-1,122***	1,666***	-2,375***
	(0,236)	(0,303)	(0,176)	(0,242)	(0,298)
CONDITION N/A	-0,766***	2,790***	-5,993***	-1,310***	-0,469***
	(0,001)	(0,050)	(0,0002)	(0,001)	(0,001)
CONDITION a prazo ou parcelado	4,048***	8,990***	1,889***	5,014***	2,755***
	(0,362)	(0,264)	(0,296)	(0,309)	(0,681)
Constante	-0,575**	-9,009***	-3,779***	-8,890***	-4,897***
	(0,241)	(0,255)	(0,367)	(0,173)	(0,221)
Observações	16.545	16.545	16.545	16.545	16.545

Nota.

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01. Erro padrão entre parênteses.

Fonte: Elaboração do autor. Colunas 1 a 5 correspondem ao resultado da regressão logit multinomial com dinheiro como a categoria base para a variável dependente.

Categorias base para as variáveis independentes:

GENDER = F; AGE = 18-25; INCOME = 00-02 SM; EDUCATION = sem escolaridade;

REGION = CO; MARITAL = casado; EMPREL = aposentado; SOURCE = Cheque.

SECTOR = bens duráveis; TYPE = governo; CONDITION = pagamento à vista.

4.5 Considerações finais

Este artigo contribui para a literatura sobre a escolha de instrumentos de pagamento no varejo ao analisar o caso brasileiro por meio de novos dados coletados em uma pesquisa realizada pelo Banco Central do Brasil em 2019, com mais de 1.500 respondentes, responsáveis por registrar mais de 16.000 pagamentos em um diário de sete dias. A abordagem de países emergentes é uma lacuna identificada na literatura que este estudo ajuda a preencher.

Empregando regressões logit multinível (com um nível para pagadores e outro nível para os pagamentos reportados por cada pagador), foi identificado que pessoas do gênero masculino, de maior idade, com maior renda, maior nível educacional, residentes nas regiões Sul e Sudeste do país, com conta em instituição financeira ou de pagamento, e que já utilizaram o celular para compras são mais propensas a optar por instrumentos eletrônicos em seus pagamentos. Entre as características das transações, a probabilidade de escolher instrumentos eletrônicos é maior para pagamentos de maior valor, para compras de bens duráveis e para pagamentos a prazo ou parcelados. Os resultados são robustos, sendo confirmados por regressões logit com dados empilhados e multinomiais.

Esses resultados podem servir como subsídios para políticas voltadas à eletrônica dos pagamentos ou à implementação de novos instrumentos. Também podem ser úteis para participantes da indústria, orientando investimentos ou melhorias na infraestrutura necessária para a adoção de novos instrumentos.

Como limitações, os dados referem-se a apenas um ano específico e a um único país, o que pode limitar o alcance das conclusões. Além disso, não há informações nos diários sobre várias variáveis presentes em outros estudos e que podem ser importantes, como a aceitação dos instrumentos pelos recebedores, a quantidade de dinheiro em espécie que o respondente possuía no momento do pagamento, ou o número de saques realizados.

Como trabalhos futuros, a base de dados pode ser explorada em análises adicionais, como a análise do uso em comparação com preferências (Stavins, 2018), análise sobre a compatibilidade com o modelo de inventário de dinheiro de Alvarez & Lippi (2017) ou dados sobre comerciantes, que não foram utilizados no presente trabalho. As percepções dos usuários sobre cada instrumento também podem ser exploradas. As variáveis explicativas e as próprias observações também podem ser agrupadas por meio de análise de *clusters* para auxiliar na interpretação dos resultados.

Referências bibliográficas

Alvarez, F., & Lippi, F. (2009). Financial Innovation and the Transactions Demand for Cash. *Econometrica*, 77(2), 363–402. <https://doi.org/10.3982/ecta7451>

Alvarez, F., & Lippi, F. (2017). Cash burns: An inventory model with a cash-credit choice. *Journal of Monetary Economics*, 90, 99–112. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2017.07.001>

Arango-Arango, C., Huynh, K., & Sabetti, L. (2015). Consumer payment choice: Merchant card acceptance versus pricing incentives. *Journal of Banking and Finance*, 55, 130–141. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.02.005>

Arango-Arango, C., Bouhdaoui, Y., Bounie, D., Eschelbach, M., & Hernandez, L. (2018). Cash remains top-of-wallet! International evidence from payment diaries. *Economic Modelling*, 69(September 2017), 38–48. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2017.09.002>

Avdjiev, S., Eren, E., & McGuire, P. (2020). *Covid-19, cash, and the future of payments* (No. 3). <https://www.bis.org/publ/bisbull103.pdf>

Bagnall, J., Bounie, D., Huynh, K., Kosse, A., Schmidt, T., Schuh, S., & Stix, H. (2016). Consumer cash usage: A cross-country comparison with payment diary survey data. *International Journal of Central Banking*, December.

Banco Central do Brasil. (2021). *O brasileiro e os hábitos de uso de meios de pagamento (2019)*. Banco Central do Brasil. https://www.bcb.gov.br/content/estabilidadefinanceira/Publicacoes_SPB/Relatorio_Decem_2157_2021.pdf

Bank for International Settlements, International Monetary Fund, & World Bank. (2021). *Central bank digital currencies for cross-border payments* (July; pp. 1–37). Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/publ/othp38.pdf>

Bank of England. (2021). *New forms of digital money*. <https://www.bankofengland.co.uk/paper/2021/new-forms-of-digital-money>

Bates, D., Mächler, M., Bolker, B., & Walker, S. (2015). Fitting linear mixed-effects models using lme4. *Journal of Statistical Software*, 67(1), 1–48. <https://doi.org/10.18637/jss.v067.i01>

Baumol, W. (1952). The Transactions Demand for Cash : An Inventory Theoretic Approach. *The Quarterly Journal of Economic*, 66(4), 545–556.

Baxter, W. (1983). Bank Interchange of Transactional Paper: Legal and Economic Perspectives. *The Journal of Law & Economics*, 26(3), 541–588.

Bech, M., Ougaard, F., Faruqui, U., & Picillo, C. (2018). Payments are a-changin' but cash still rules. *BIS Quarterly Review*, March, 67–80.

Bolt, W. (2003). *Retail payments in the Netherlands: Facts and theory*. <https://doi.org/10.1007/s10645-006-9014-1>

Committee on Payments and Market Infrastructures. (2016). *Fast payments – Enhancing the speed and availability of retail payments* (November; pp. 1–90). <https://www.bis.org/cpmi/publ/d154.pdf>

Deufel, P., Kemper, J., & Brettel, M. (2019). Pay now or pay later: A cross-cultural perspective on online payments. *Journal of Electronic Commerce Research*, 20(3), 141–154.

Duarte, A., Frost, J., Gambacorta, L., Koo Wilkens, P., & Shin, H. S. (2022). *Central Banks, the Monetary System and Public Payment Infrastructures: Lessons from Brazil's Pix* (No. 52). Bank for International Settlements. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4064528>

Finch, W. H., Bolin, J. E., & Kelley, K. (2014). *Multilevel Modeling Using R* (Vol. 62, p. 207). CRC Press. <https://doi.org/10.18637/jss.v062.b01>

Frost, J., Gambacorta, L., Huang, Y., Shin, H., & Zbinden, P. (2019). *BigTech*

and the changing structure of financial intermediation (No. 779; pp. 1–42). Bank for International Settlements.

Fujiki, H. (2020). The use of noncash payment methods for regular payments and the household demand for cash: evidence from Japan. *Japanese Economic Review*, 71(4), 719–765. <https://doi.org/10.1007/s42973-020-00049-5>

Fujiki, H., & Tanaka, M. (2018). How do we choose to pay using evolving retail payment technologies? Evidence from Japan. *Journal of the Japanese and International Economies*, 49(September 2017), 85–99. <https://doi.org/10.1016/j.jjie.2018.05.001>

Goczek, Ł., & Witkowski, B. (2016). Determinants of card payments. *Applied Economics*, 48(16), 1530–1543. <https://doi.org/10.1080/00036846.2015.1102846>

Górka, J. (2018). *Interchange Fee Economics: To Regulate or Not to Regulate?* Palgrave MacMillan.

Hox, J., Moerbeek, M., & Schoot, R. van de. (2017). *Multilevel Analysis: Techniques and Applications* (Third Edit, p. 364). Routledge.

Klee, E. (2008). How people pay: Evidence from grocery store data. *Journal of Monetary Economics*, 55(3), 526–541. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2008.01.009>

Kosse, A., & Mattei, I. (2022). *Gaining momentum - Results of the 2021 BIS survey on central bank digital currencies* (BIS Papers No 125). Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/publ/bppdf/bispap125.pdf>

Leeper, T. J. (2021). *Margins: Marginal effects for model objects*.

Lobo, B., & Brandt, C. (2021). Pix: The Brazilian fast payments scheme. *Journal of Payments Strategy & Systems*, 15(4), 1–9.

Mariotto, C., & Verdier, M. (2017). Who Pays for Card Payments? A General Model on the Role of Interchange Fees. *Review of Network Economics*, 16(3), 307–349. <https://doi.org/10.1515/rne-2018-0003>

R Core Team. (2020). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>

Rochet, J. (2003). The theory of interchange fees: A synthesis of recent contributions. *Review of Network Economics*, 2(2), 97–124. <https://doi.org/10.2202/1446-9022.1021>

Rochet, J., & Tirole, J. (2002). Cooperation among competitors: some economics of payment card associations. *The RAND Journal of Economics*, 33(4), 549–570.

Rochet, J., & Wright, J. (2010). Credit card interchange fees. *Journal of Banking and Finance*, 34(8), 1788–1797. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2010.02.026>

Simon, N., Friedman, J., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2011). Regularization paths for cox’s proportional hazards model via coordinate descent. *Journal of Statistical Software*, 39(5), 1–13. <https://www.jstatsoft.org/v39/i05/>

Stavins, J. (2018). Consumer preferences for payment methods: Role of discounts and surcharges. *Journal of Banking and Finance*, 94, 35–53. <https://doi.org/10.1016/>

[j.jbankfin.2018.06.013](#)

Świecka, B., Terefenko, P., & Paprotny, D. (2021). Transaction factors' influence on the choice of payment by Polish consumers. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 58(July 2020). <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2020.102264>

Tobin, J. (1956). The Interest-Elasticity of Transactions Demand For Cash. *The Review of Economics and Statistics*, 38(3), 241–247.

Venables, W. N., & Ripley, B. D. (2002). *Modern applied statistics with s* (Fourth). Springer. <http://www.stats.ox.ac.uk/pub/MASS4>

Verdier, M. (2011). Interchange fees in payment card systems: A survey of the literature. *Journal of Economic Surveys*, 25(2), 273–297. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6419.2009.00607.x>

Wang, Z. (2010). Market structure and payment card pricing: What drives the interchange? *International Journal of Industrial Organization*, 28(1), 86–98. <https://doi.org/10.1016/j.ijindorg.2009.07.001>

Wang, Z., & Wolman, A. (2016). Payment choice and currency use: Insights from two billion retail transactions. *Journal of Monetary Economics*, 84, 94–115. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2016.10.005>

Wright, J. (2004). The Determinants of Optimal Interchange Fees in Payment Systems. *The Journal of Industrial Economics*, 52(1), 1–26. <http://www.jstor.org/stable/3569760>

5 Escolha dos instrumentos de pagamento de varejo: explicação com métodos de aprendizagem de máquina

5.1 Introdução

Os instrumentos de pagamento de varejo têm sido objeto de muita atenção, inovação e mudança nos últimos anos, uma tendência exacerbada pela pandemia de COVID-19 (Avdjiev et al., 2020; Banco da Inglaterra, 2021), com novos atores entrando no mercado (fintechs e BigTechs, como Google, Apple e Facebook) (Carstens et al., 2021; Frost et al., 2019), e a introdução de novas tecnologias (cartões contactless e carteiras de pagamento) e novos instrumentos (criptomoedas, pagamentos instantâneos e Moedas Digitais de Bancos Centrais) (Banco de Compensações Internacionais et al., 2021; Comitê de Pagamentos e Infraestruturas de Mercado, 2016; Lobo & Brandt, 2021), por exemplo. Os reguladores também têm intervindo no mercado, seja para corrigir falhas de mercado (como intervenções nas taxas de intercâmbio de cartões de débito e crédito (Górka, 2018)), estimular a competição, fomentar a inovação ou incentivar o uso de novos instrumentos (Banco de Compensações Internacionais, 2022; Carstens et al., 2021; Juan Carlos et al., 2021). O dinheiro ainda é o instrumento dominante, mas essa realidade pode mudar em breve (Bech et al., 2018), com os instrumentos eletrônicos ganhando ainda mais popularidade (Arango-Arango & Suárez-Ariza, 2020; Comitê de Pagamentos e Infraestruturas de Mercado, 2021; Duarte et al., 2022).

Compreender como os pagadores escolhem seus instrumentos de pagamento tem sido de interesse para participantes do mercado, reguladores e academia por muitos anos (Humphrey et al., 2001). Os participantes do mercado geralmente produzem relatórios de mercado, como McKinsey & Company (2021) e FIS (2022). Bancos centrais em países desenvolvidos regularmente conduzem pesquisas que incluem diários de pagamento (Caddy et al., 2020; Cubides & O'Brien, 2022). A academia usa dados desses diários de pagamento, de varejistas e dados agregados de infraestruturas do mercado financeiro para produzir estudos principalmente sobre os determinantes da escolha e uso de instrumentos de pagamento varejista (Bagnall et al., 2016; Shy, 2021; Stavins, 2018). Esses estudos geralmente empregam técnicas econométricas tradicionais, como regressão logit e suas variações. Eles também geralmente consideram países desenvolvidos, para os quais dados detalhados são mais abundantes e prontamente disponíveis, como mostrado no estudo 1.

Analisar este tópico com técnicas de aprendizado de máquina (ML) (Shy, 2018) e explicar as previsões de escolha de pagamento de varejo com técnicas de IA Explicável (XAI) pode fornecer novos insights sobre a importância de cada um desses determinantes e como eles estão interconectados. Considerar países emergentes também pode fornecer novas informações sobre o assunto. Esse estudo tenta preencher essas lacunas com uma análise do caso brasileiro com um novo banco de dados de diários de pagamento publicado pelo banco central do país em 2021 (Banco Central do Brasil, 2021) e com o uso de

valores de Explicação Aditiva de Shapley (SHAP), uma abordagem relativamente nova para explicar a importância dos recursos nas previsões de ML. Árvores de classificação também são construídas para fins de melhor visualização, não frequentemente usadas nesse contexto (Shy, 2018, 2019).

Os resultados sobre o que é mais importante na escolha dos instrumentos de pagamento podem ser de interesse para os participantes do mercado, que podem usá-las como insumos em decisões de investimento em infraestrutura, tecnologia ou marketing necessárias para a adoção de novos instrumentos. Os reguladores também podem estar interessados nesses resultados, empregando-os como insumos para regulamentações voltadas à eletrônica dos pagamentos ou à implementação de novos instrumentos que melhor ajudem a alcançar objetivos públicos (Arango-Arango et al., 2015; Świecka et al., 2021).

A Seção 5.2 apresenta a metodologia, incluindo uma descrição da amostra e das fontes de dados, variáveis e algoritmos. A Seção 5.3 apresenta os resultados do estudo e, finalmente, a Seção 5.4 apresenta considerações finais.

5.2 Metodologia

O estudo utiliza alguns dos mais comuns algoritmos de ML tradicionalmente usados para problemas de classificação. O algoritmo que fornece os melhores resultados na previsão da escolha do instrumento de pagamento é aquele considerado na tentativa de explicar as características mais importantes que influenciam essa escolha. Também são construídas árvores de classificação para facilitar e melhorar visualmente o entendimento dos resultados.

5.2.1 Amostra e fonte de dados

Os dados provêm de uma pesquisa encomendada pelo Banco Central do Brasil, com nível de confiança de 95% e margem de erro de 2,5% (Banco Central do Brasil, 2021), parte do projeto de avaliação de uma solução de pagamento instantâneo que culminou com o lançamento do Pix em novembro de 2020 (Lobo & Brandt, 2021). Foram entrevistadas 1.519 pessoas (segmentadas por região geográfica, idade, gênero, estado civil, renda familiar, educação e vínculo empregatício) e 615 comerciantes (segmentados por região geográfica, setor de atividade e número de empregados) entre 26/04/2019 e 15/05/2019, com perguntas sobre percepção e preferências sobre instrumentos de pagamento, posse de conta corrente ou conta de pagamento, experiência prévia com compras por celular, entre outros.

Os 1.519 entrevistados foram solicitados a preencher um diário de pagamentos entre 27/04 e 12/06/2019, compreendendo sete dias de sua escolha. Nesse diário, cada pessoa deveria registrar todos os pagamentos realizados no período, incluindo informações sobre valor, instrumento de pagamento utilizado, onde o pagamento foi realizado, qual era o setor do comerciante ou destinatário e qual era a condição de pagamento (se foi um pagamento à vista ou a prazo ou realizado em parcelas), por exemplo. No total, 1.379 diários foram devolvidos, resultando em um total de 16.712 pagamentos registrados. Perguntas e microdados estão disponíveis pelo Banco Central do Brasil (2021).

5.2.2 Variáveis do estudo

5.2.2.1 Variável dependente

A variável dependente ou alvo é o instrumento de pagamento escolhido pelos respondentes em cada um dos 16.712 pagamentos registrados nos diários de pagamento relatados. A Tabela 30 mostra que os principais instrumentos listados na pesquisa foram dinheiro e cartão de crédito, débito e pré-pago. Outros instrumentos representam uma parcela consideravelmente menor dos pagamentos.

Como há 12 instrumentos de pagamento, dinheiro e cheques foram agrupados como instrumentos não eletrônicos, e o restante foi agrupado como instrumentos eletrônicos. A variável dependente é, então, uma variável binária que assume o valor de 1 (um) quando o instrumento escolhido foi eletrônico e 0 (zero) se foi dinheiro ou cheque. A Tabela 30 apresenta a análise descritiva de todos os 12 instrumentos (primeiras linhas) e o resultado dessa agregação (linhas inferiores). Pagamentos com instrumentos eletrônicos correspondem a 22,61%, enquanto pagamentos em papel correspondem a 77,39% do total, com dinheiro totalizando 76,61%. O dinheiro ainda é o instrumento dominante em termos de volume, em consonância com estudos como Bagnall et al. (2016), Arango-Arango et al. (2018) e Bech et al. (2018), que mostram que essa ainda é a realidade em muitos países.

Tabela 30 – Quantidade e valor de pagamentos por instrumento

Instrumento	N	Média	Mediana	Min.	Máx.	DP	CV	Curtose	Assimetria	% das obs.
Dinheiro	12805	81.05	30.00	0.30	8000.00	165.98	0.49	448.04	12.92	76.62%
Cartão de débito	1963	128.99	65.00	2.00	3000.00	210.94	0.61	53.85	5.79	11.75%
Cartão de crédito	1155	187.53	100.00	2.00	5200.00	306.86	0.61	93.55	7.53	6.91%
Cartão pré-pago	235	33.95	9.00	2.00	2050.00	146.46	0.23	155.27	11.58	1.41%
Vale-refeição	125	111.57	30.00	1.00	900.00	181.70	0.61	8.60	2.45	0.75%
Cheque	120	162.02	57.98	1.50	2386.00	327.19	0.50	26.42	4.54	0.72%
Boleto	92	537.21	307.50	13.00	3300.00	671.87	0.80	8.80	2.40	0.55%
Débito automático	77	291.75	150.00	12.88	2000.00	388.58	0.75	9.94	2.58	0.46%
Cartão de loja	50	300.98	175.00	20.00	1850.00	323.40	0.93	11.63	2.47	0.30%
Transferências bancárias	40	467.13	335.00	20.00	1525.00	439.69	1.06	3.18	1.17	0.24%
Outros	24	225.81	52.75	4.20	1300.00	365.72	0.62	5.73	1.91	0.14%
DOC	10	242.30	100.00	37.00	900.00	327.70	0.74	3.25	1.47	0.06%
TED	10	290.78	100.00	8.00	1100.00	392.25	0.74	3.15	1.37	0.06%
Não especificado	6	158.53	47.89	20.00	700.00	267.66	0.59	4.07	1.72	0.04%
Não eletrônico	12934	81.83	30.00	0.30	8000.00	168.38	0.49	422.69	12.60	77.39%
Eletrônico	3778	160.92	73.00	1.00	5200.00	282.77	0.57	63.87	6.11	22.61%
Total	16712	99.71	40.00	0.30	8000.00	202.75	2.03	213.02	9.59	100.00%

Nota. Fonte: Elaboração do autor. Média, mínimo, máximo, desvio padrão (DP), coeficiente de variação (CV), curtose e assimetria foram calculados em relação ao valor das transações com cada instrumento de pagamento. Boleto, DOC e TED são transferências de crédito liquidadas em D+1, D+1 e D+0, respectivamente.

5.2.2.2 Características

As variáveis independentes, ou características, são as variáveis presentes nos diários de pagamento mencionados na seção 5.2.1. Como é comum em diários de pagamento, as variáveis independentes são divididas em dois grupos principais: variáveis demográficas e características de pagamento (Świecka et al., 2021). Categorias pouco representativas de certas variáveis categóricas foram agrupadas com categorias similares para facilitar a descrição dos dados, interpretação e visualização dos resultados, sem perda de informação.

As variáveis demográficas e financeiras consideradas no estudo foram: variáveis categóricas que descrevem gênero (GENDER), idade (AGE), renda (INCOME), escolari-

Tabela 31 – Estatísticas descritivas das variáveis demográficas

Variável	Categorias	Perc. amostra (a)	Perc. eletrônico (b)	Perc. não eletrônico (c)
GENDER	F	50.63%	20.39%	79.61%
	M	49.37%	24.87%	75.13%
AGE	18-25	23.24%	19.17%	80.83%
	26-35	25.02%	24.12%	75.88%
	36-45	26.07%	23.30%	76.70%
	46-60	25.67%	23.57%	76.43%
INCOME	00-02 SM	21.66%	12.57%	87.43%
	02-03 SM	20.74%	16.34%	83.66%
	03-04 SM	21.59%	24.01%	75.99%
	04-05 SM	11.59%	27.45%	72.55%
	05-10 SM	22.45%	31.91%	68.09%
	10+ SM	1.97%	57.73%	42.27%
EDUCATION	sem educ.	1.65%	8.79%	91.21%
	fundamental completo	27.58%	13.75%	86.25%
	médio completo	55.30%	22.94%	77.06%
	superior completo	13.43%	36.14%	63.86%
	pós-graduação	2.04%	39.71%	60.29%
REGION	CO	7.97%	19.88%	80.12%
	N	10.60%	15.08%	84.92%
	NE	26.86%	19.63%	80.37%
	S	14.22%	32.38%	67.62%
	SE	40.36%	25.73%	74.27%
MARITAL	casado	41.15%	24.41%	75.59%
	divorciado	6.52%	27.35%	72.65%
	solteiro	49.90%	20.48%	79.52%
	viúvo	2.44%	25.74%	74.26%
EMPREL	aposentado	5.51%	24.71%	75.29%
	autônomo	32.43%	19.90%	80.10%
	desempregado	17.28%	16.01%	83.99%
	empregado	30.17%	25.16%	74.84%
	empresário	5.18%	36.26%	63.74%
	estagiário	1.26%	18.75%	81.25%
	servidor público	6.31%	34.33%	65.67%
	prof. liberal	1.86%	18.11%	81.89%
SOURCE	cheque	0.53%	30.86%	69.14%
	dinheiro	56.81%	16.84%	83.16%
	em conta	40.16%	31.36%	68.64%
	outro	2.50%	15.30%	84.70%
CEL	sem compra móvel	70.14%	17.07%	82.93%
	compra móvel anterior	29.86%	35.49%	64.51%
ACCOUNT	sem conta bancária	22.71%	9.68%	90.32%
	possui conta bancária	77.29%	26.01%	73.99%

Nota. Fonte: Elaboração do autor. a) Distribuição na amostra, com $n = 1.519$; b) Percentual de pagamentos relatados no diário pagos com instrumentos eletrônicos entre respondentes em cada categoria; c) Percentual de pagamentos relatados no diário pagos com instrumentos não eletrônicos entre respondentes em cada categoria. SM = salário mínimo; CO = Centro-Oeste, N = Norte, NE = Nordeste, S = Sul, SE = Sudeste.

dade (EDUCATION), região (REGION), estado civil (MARITAL), relação de emprego (EMPREL) e a forma como a principal fonte de renda é recebida (SOURCE), e variáveis dummy para indicar se o respondente já fez uma compra com um telefone celular (CEL) e para indicar se alguém possui uma conta bancária ou de pagamento (ACCOUNT). As características de pagamento consideradas foram o tipo (TYPE) e o setor (SECTOR) do comerciante ou destinatário, bem como a condição (CONDITION) (indicando se foi um pagamento à vista, a prazo ou em parcelas) e o valor (VALUE) do pagamento. As tabelas 31 e 32 apresentam, para cada variável independente, o percentual de indivíduos ou pagamentos que pertence a cada categoria e, para cada categoria, o percentual de pagamentos eletrônicos e não eletrônicos reportados nos diários. A tabela 30 apresenta estatísticas descritivas para o VALOR dos pagamentos, a única variável independente numérica.

Tabela 32 – Descriptive statistics for transaction characteristics variables

Variável	Categorias	Perc. amostra (a)	Perc. eletrônico (b)	Perc. não eletrônico (c)
SECTOR	bens duráveis	1.65%	46.74%	53.26%
	construção	0.11%	31.58%	68.42%
	financeiro	1.07%	41.01%	58.99%
	mantimentos	35.46%	21.53%	78.47%
	habitação	2.26%	17.51%	82.49%
	outros	1.33%	15.77%	84.23%
	pessoas	0.05%	NA	100.00%
	serviços	26.27%	23.26%	76.74%
	transportes	25.91%	18.34%	81.66%
	impostos	0.90%	30.46%	69.54%
TYPE	vestuário	4.99%	39.81%	60.19%
	governo	0.62%	40.78%	59.22%
	lojas	72.73%	25.26%	74.74%
	online	0.47%	53.16%	46.84%
	pessoas	2.45%	12.47%	87.53%
CONDITION	serviço	23.73%	14.38%	85.62%
	à vista	92.93%	17.11%	82.89%
	a prazo ou parcelado	7.07%	95.08%	4.92%

Nota. Fonte: Elaboração do autor. a) Distribuição na amostra, com $n = 1.519$; b) Percentual de pagamentos relatados no diário pagos com instrumentos eletrônicos entre transações em cada categoria; c) Percentual de pagamentos relatados no diário pagos com instrumentos não eletrônicos entre transações em cada categoria.

5.2.3 Técnicas de machine learning para predição e visualização

São empregados seis dos mais comuns algoritmos de classificação para prever a escolha do instrumento de pagamento com base nas características previamente descritas: 1) regressão logit, 2) árvores de classificação, 3) florestas aleatórias, 4) árvores de decisão otimizadas por gradiente (*gradient boosted trees - GBT*) ou máquinas otimizadas por gradiente (*gradient boosted machines - GBM*), 5) redes neurais artificiais (ANN) e 6) k-vizinhos mais próximos (KNN) (Athey & Imbens, 2019; Géron, 2019; Murphy, 2022; Shy, 2018; Varian, 2014). Foi avaliado o desempenho de cada modelo usando quatro medidas tradicionais: 1) acurácia, 2) precisão, 3) recall, 4) F1 score e 5) Kappa. As previsões do melhor modelo serão analisadas para determinar as características mais importantes usando a abordagem de floresta aleatória e a abordagem de valores SHAP. Árvores de classificação serão construídas para melhorar visualmente a interpretabilidade de como as características mais importantes influenciam a escolha do instrumento de pagamento.

Os hiperparâmetros dos modelos foram ajustados usando uma busca em grade com validação cruzada de 5 vezes e 3 repetições. O objetivo foi maximizar a acurácia. As variáveis descritas em 5.2.2.2 foram pré-processadas removendo-se valores ausentes, padronizando (*scaling*) e centralizando, para que todas tivessem a mesma influência nas previsões. Os dados foram divididos em uma amostra de treino e teste na proporção de 80:20. Os dados de treino e teste são os mesmos para todos os modelos. A semente aleatória foi a mesma em todas as avaliações.

Segue uma visão geral de cada um dos algoritmos mencionados, conforme implementado pelo pacote caret R (Kuhn, 2022) e os pacotes dos quais ele depende: R base para logit e KNN (R Core Team, 2022), rpart para árvores de classificação (Therneau & Atkinson, 2022), ranger para florestas aleatórias (Wright & Ziegler, 2017), xgboost para GBM (Chen et al., 2022) e nnet para ANN (Venables & Ripley, 2002). Valores SHAP foram implementados por Greenwell (2021) e Mayer (2022).

5.2.3.1 Árvores de classificação

As árvores de classificação ou decisão são algoritmos flexíveis capazes de ajustar dados complexos, dividindo iterativamente a amostra em grupos cada vez menores de acordo com regras de decisão simples baseadas em certas características (Breiman et al., 1984). O pacote R `rpart` (Therneau & Atkinson, 2022) emprega o algoritmo CART. Este algoritmo divide o conjunto de dados em dois grupos de acordo com uma característica específica k e um limiar associado t_k . A melhor característica para a divisão e o limiar associado são determinados pelo algoritmo, buscando formar os grupos mais puros. A função de custo que o algoritmo tenta minimizar é dada pela equação 5.1.

$$J(k, t_k) = \frac{m_{left}}{m} G_{left} + \frac{m_{right}}{m} G_{right} \quad (5.1)$$

onde $G_{left/right}$ mede a impureza de cada subconjunto e $m_{left/right}$ é o número de observações em cada subconjunto.

Após essa primeira divisão, o algoritmo divide cada um dos dois grupos formados em novos subgrupos, seguindo o mesmo procedimento, e assim por diante, recursivamente, até atingir um hiperparâmetro de profundidade máxima pré-definido ou até uma nova divisão aumentar a impureza em vez de reduzi-la.

A impureza pode ser calculada pela medida de Gini ou pela entropia. Neste estudo é utilizada a medida de Gini, definida pela equação 5.2.

$$G_i = 1 - \sum_{c=1}^n p_{i,c}^2 \quad (5.2)$$

onde $p_{i,c}$ é a razão de observações (ou instâncias) da classe c entre todas as observações consideradas no nó i^{th} e n é o número de classes. Varia de 0 (nó puro) a 0,5 (nó impuro).

Um hiperparâmetro importante é o parâmetro de complexidade, cp , que impede que a árvore se ajuste demais aos dados. Seu valor varia entre 0 e 1. Se for pequeno, a árvore terá sobreajuste e, se for 1, a árvore não terá divisões. Este valor é geralmente determinado por ajuste de hiperparâmetros. Neste estudo, o processo de validação cruzada empregado para o ajuste dos parâmetros atingiu um valor de 0,002, o valor que maximiza a precisão para o conjunto de dados de treinamento. Também é possível determinar outros hiperparâmetros para controlar quando parar, como o número mínimo de observações que um nó deve ter, o número máximo de nós folha e o número máximo de características consideradas para dividir cada nó.

5.2.3.2 Florestas Aleatórias

Uma floresta aleatória (Breiman, 2001) é um conjunto de árvores de decisão, geralmente construídas por meio de *bagging*, em que cada árvore é construída com uma amostra bootstrap (ou amostra com reposição) ou subamostra dos dados disponíveis para treinamento. Em cada divisão, o algoritmo busca a melhor característica entre um subconjunto aleatoriamente escolhido das características, em vez de entre todas as características. Essas características do algoritmo resultam em uma maior diversidade de árvores e em um melhor poder preditivo. O algoritmo possui como hiperparâmetros o número de árvores, além dos hiperparâmetros das árvores de decisão, conforme descrito na seção 5.2.3.1. As

florestas aleatórias geralmente apresentam um bom desempenho sem a necessidade de ajustes complexos dos hiperparâmetros (Athey & Imbens, 2019; Géron, 2019).

Neste estudo, a floresta foi construída com um número predefinido de 500 árvores. O número de características que podem ser divididas em cada nó e o tamanho mínimo do nó foram definidos pelo processo de validação cruzada para serem, respectivamente, 26 e 1. A regra de divisão selecionada foi *extra-trees* (e não Gini, como no caso da seção 5.2.3.1). Com essa regra de divisão, que torna as árvores ainda mais aleatórias, os limiares para as características de divisão são definidos aleatoriamente, em vez de otimizados. Todos os dados de treinamento foram utilizados em cada árvore, com reposição.

5.2.3.3 Regressão Logística

A regressão logística é outro algoritmo usado para fins de classificação binária. Ela estima a probabilidade de que uma instância pertença a uma certa classe e, se esse valor for maior que um certo limiar (geralmente 50%), a instância é prevista como pertencente a essa classe.

O algoritmo estima probabilidades de maneira semelhante aos modelos lineares, mas transforma a soma ponderada das características de entrada de acordo com a função sigmoide, dada pela equação 5.3.

$$S(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}} \quad (5.3)$$

Assim, a probabilidade de que uma variável dependente (ou variável de saída) y seja 1 dado um conjunto de variáveis independentes (ou variáveis de entrada ou características) \mathbf{x} é dada pela equação 5.4 (em forma vetorizada).

$$Prob(y = 1|\mathbf{x}) = \hat{p} = S(\mathbf{x}^T \beta) \quad (5.4)$$

onde β é um vetor de coeficientes. A classificação é dada pela equação 5.5, com um limiar de 50%.

$$\hat{y} = \begin{cases} 0 & \text{se } \hat{p} < 0.5 \\ 1 & \text{se } \hat{p} \geq 0.5 \end{cases} \quad (5.5)$$

5.2.3.4 Redes Neurais Artificiais

Redes neurais artificiais (ANN) são inspiradas nas redes neurais naturais, nas quais um conjunto de neurônios interage para processar informações. Elas são compostas por elementos de processamento, chamados de nós ou neurônios, uma topologia de interconexão e um esquema de aprendizado. Uma das suas principais características é que podem se adaptar à medida que a entrada é processada. Os nós (ou neurônios) são geralmente organizados em camadas, com uma camada de saída, uma camada de entrada e uma ou mais camadas intermediárias ocultas (no presente estudo, há apenas uma camada oculta). Cada neurônio possui uma função de ativação e uma função de combinação. A função de combinação calcula a entrada líquida do neurônio, geralmente uma soma ponderada das entradas. A função de ativação produz a saída, dada a entrada líquida calculada pela

função de combinação. Existem muitas possibilidades para essas funções e formas típicas são a função sigmoide (equação 5.3) para a função de ativação e linear para a função de combinação, como na equação 5.6 (Kendrick et al., 2005).

$$y_t = \theta_0 + \sum_{j=1}^q \theta_j a_{tj} \quad (5.6)$$

onde y_t é a saída no período t , a_{tj} é o valor da saída do nó j no período t , θ_j são parâmetros a serem determinados e q é o conjunto de nós ocultos.

a_{tj} , os valores para cada nó oculto j no período t , são dados pela equação 5.7.

$$a_{tj} = S \left(\sum_{i=1}^{q_j} w_{ji} x_{it} \right) \quad (5.7)$$

onde x_{it} é o valor da entrada i no período t , w_{ji} é o peso da entrada i no nó j e q_j é o conjunto de entradas no nó oculto j . $S()$ pode ser, por exemplo, a função sigmoide dada na equação 5.3).

Os pesos w_{ji} também são parâmetros a serem determinados. Na implementação utilizada no presente estudo (Venables & Ripley, 2002), eles são atualizados a cada período t , de acordo com um parâmetro de decaimento de gradiente com um valor de 0,1, conforme determinado pelo procedimento de validação cruzada. Também possui um hiperparâmetro de tamanho do lote que controla o número de observações a serem processadas antes que os parâmetros sejam atualizados, determinado como 1 pelo procedimento de validação cruzada utilizado neste estudo.

5.2.3.5 K-vizinhos mais próximos

K-vizinhos mais próximos (KNN) é um algoritmo simples comumente usado para classificação (Cover & Hart, 1967; Fix & Hodges, 1951, 1989). Ele se baseia em quão semelhante uma observação é em relação a outras observações. Praticamente, ele tenta encontrar a classe à qual uma observação pertence com base na sua distância em relação a outras observações, para as quais a classificação é conhecida. Essa distância é geralmente a distância euclidiana, calculada de acordo com a equação 5.8, mas também pode ser a distância de Mahalanobis, Manhattan, Minkowski, ou qualquer outra distância.

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^F (x_i - y_i)^2} \quad (5.8)$$

onde F é o conjunto de características, x_i é o valor de característica i para a observação x e y_i é o valor de característica i para a observação y .

O algoritmo calcula essa distância entre uma dada observação nos dados de teste e todas as observações nos dados de treinamento. Ele então atribui a essa observação de teste a classe mais prevalente nas k observações que estão mais próximas dela. Este algoritmo tem k como seu hiperparâmetro, controlando o número de instâncias com as quais uma dada observação de teste é comparada. No presente estudo, k foi determinado como 9 pelo processo de validação cruzada e a distância euclidiana foi utilizada.

5.2.3.6 Árvores de Gradiente Aumentado

O algoritmo XGBoost utilizado neste trabalho é uma implementação eficiente do algoritmo de Árvore de Gradiente Aumentado (ou Boosting de Árvore de Gradiente ou Árvores de Regressão Aumentada por Gradiente), também conhecido como Máquina de Boosting por Gradiente (GBM) (Chen et al., 2022; Chen & Guestrin, 2016). Ele é baseado no algoritmo CART descrito anteriormente (seção 5.2.3.1) e é conhecido por sua velocidade e precisão, embora ajustar seus hiperparâmetros possa ser não trivial (Müller & Guido, 2017).

O Boosting tenta combinar vários preditores fracos em um forte, treinando-os sequencialmente, com cada um tentando corrigir seu predecessor. Os métodos mais comuns para isso são o AdaBoost e o Gradient Boosting. O AdaBoost treina os preditores sequencialmente, alterando os pesos de cada preditor de acordo com sua precisão para problemas de classificação (ou qualquer medida escolhida, incluindo aquelas aplicáveis a problemas de regressão). Quanto mais preciso o preditor, maior seu peso na composição *ensemble* final. O Gradient Boosting, por sua vez, ajusta cada novo preditor aos erros residuais de seu predecessor, tentando minimizar uma função de perda dada. Matematicamente, o algoritmo tenta, a cada etapa t , minimizar o objetivo regularizado dado pela equação 5.9.

$$\mathcal{L}^{(t)} = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(\mathbf{x}_i)) + \Omega(f_t) \quad (5.9)$$

onde l é uma função de perda (convexa diferenciável), \mathbf{x}_i é o vetor de todas as características para a observação i , y_i é o valor real para a variável alvo ou dependente para a observação i , $\hat{y}_i^{(t-1)}$ é a previsão dada pelo modelo anterior para a instância i , f_t é o modelo construído sobre os resíduos e Ω é um termo de regularização, também conhecido como taxa de aprendizado, que penaliza a complexidade e previne o overfitting. De acordo com Chen & Guestrin (2016), isso "não pode ser otimizado usando métodos tradicionais de otimização no espaço euclidiano" e, portanto, uma aproximação de Taylor de segunda ordem pode ser empregada, como na equação 5.10.

$$\mathcal{L}^{(t)} \simeq \sum_{i=1}^n [l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}) + g_i f_t(\mathbf{x}_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(\mathbf{x}_i)] + \Omega(f_t) \quad (5.10)$$

onde $\hat{y}^{(t-1)}$ é a previsão média da variável alvo na etapa t , g_i e h_i são os gradientes de primeira e segunda ordem sobre a função de perda, respectivamente, dados pelas equações 5.11 e 5.12.

$$g_i = \frac{\partial l(y_i, \hat{y}^{(t-1)})}{\partial \hat{y}^{(t-1)}} \quad (5.11)$$

$$h_i = \frac{\partial^2 l(y_i, \hat{y}^{(t-1)})}{\partial (\hat{y}^{(t-1)})^2} \quad (5.12)$$

A função de perda pode assumir muitas formas, como o erro quadrático médio (RMSE) para problemas de regressão e a forma logística para problemas de classificação, como o do presente estudo. A função de perda logística é dada pela equação 5.13.

$$\mathcal{L}^{(t)} = - \sum_{i=1}^n y_i \ln(p) + (1 - y_i) \ln(1 - p) \quad (5.13)$$

onde y_i é a classe real da instância i e p é sua probabilidade associada (ou pontuação pseudo-probabilidade), dada pela mesma equação sigmoide/logística descrita anteriormente na equação 5.3. A previsão final é a soma das previsões de cada árvore no modelo.

No presente estudo, a taxa de aprendizado (eta na implementação de Chen et al. (2022)) foi determinada como 0,3 pelo procedimento de validação cruzada empregado. A profundidade máxima de cada árvore foi determinada como 3, a proporção de subamostras de características consideradas na construção de cada árvore foi determinada como 60% e a proporção de subamostras das instâncias de treinamento a serem consideradas foi determinada como 75%. O número de passos para boosting foi definido como 150.

5.2.4 Medidas de Avaliação

Os algoritmos foram avaliados de acordo com cinco medidas comumente usadas para a avaliação de resultados em problemas de classificação (Naser & Alavi, 2020): 1) acurácia, 2) precisão, 3) *recall*, 4) *F1 score* e 5) Kappa, definidos de acordo com as equações 5.14, 5.15, 5.16, 5.17 e 5.18, respectivamente:

$$Acurácia = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (5.14)$$

$$Precisão = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5.15)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5.16)$$

$$F1 = \frac{2}{\frac{1}{precisão} + \frac{1}{recall}} = 2 \times \frac{precisão \times recall}{precisão + recall} = \frac{2TP}{TP + FN + FP} \quad (5.17)$$

$$Kappa = \frac{Acurácia - p_e}{1 - p_e} \quad (5.18)$$

onde TP = verdadeiros positivos, ou observações positivas corretamente classificadas como tais, FP = falsos positivos, ou observações negativas incorretamente classificadas como positivas, TN = verdadeiros negativos, ou observações negativas corretamente classificadas como tais, FN = falsos negativos, ou observações positivas incorretamente classificadas como negativas e p_e definido de acordo com a equação 5.19.

$$p_e = \frac{[(TP + FP)(TP + FN)] + [(TN + FP)(TN + FN)]}{(TP + TN + FP + FN)^2} \quad (5.19)$$

p_e representa a probabilidade de que o algoritmo faça uma previsão correta, seja negativa ou positiva, simplesmente por acaso. No presente estudo, as previsões positivas

são aquelas em que o instrumento previsto é eletrônico e previsões negativas são aquelas em que o instrumento previsto é não eletrônico.

Acurácia mede a proporção de previsões corretas em relação ao total de previsões. Precisão, por sua vez, mede, entre aqueles pagamentos previstos como eletrônicos, aqueles que foram realmente pagos com instrumentos eletrônicos, ou seja, a porcentagem de verdadeiros positivos em relação a todos aqueles previstos como positivos. Esta métrica penaliza falsos positivos (erro tipo I), ou seja, pagamentos previstos como eletrônicos, mas realmente pagos com dinheiro ou cheques. Recall avalia quantos dos positivos foram corretamente identificados, penalizando falsos negativos (pagamentos feitos com instrumentos eletrônicos, mas previstos como não eletrônicos), ou seja, esta medida penaliza o erro tipo II. A medida F1 é uma média harmônica de precisão e recall. Ela é mais abrangente, pois penaliza tanto erros tipo I quanto tipo II. Finalmente, o Kappa mede a possibilidade de fazer previsões corretas por acaso.

5.2.5 Importância das características (*features*)

5.2.5.1 Abordagem de floresta aleatória

Determinar quais características (*features*) são as mais importantes é crucial para entender o modelo e confiar em suas previsões. Em uma árvore de decisão, uma forma de medir a importância de uma característica é determinar qual característica contribui para a criação de melhores regras de decisão, ou seja, regras de decisão capazes de reduzir a impureza dos nós de maneira mais eficiente (Breiman et al., 1984). Em uma floresta aleatória, o mesmo princípio se aplica, mas mede-se como uma característica dada reduz a impureza considerando uma média ponderada em todas as árvores na floresta. Os pesos são o número de amostras de treinamento associadas a cada nó (Breiman, 2001).

De acordo com Breiman (2001), a importância da i -ésima característica na t -ésima árvore é calculada de acordo com a equação 5.20.

$$FI_{i_t} = \frac{\sum_{j \in J} N_j}{\sum_{l=1}^{\Omega} N_l} \quad (5.20)$$

em que J é o conjunto de nós divididos pela i -ésima característica, Ω é o número de nós da t -ésima árvore e N_j é a importância do j -ésimo nó dada pela equação 5.21.

$$N_j = \omega_j \xi_j - \sum_{k \in j^-} \omega_k \xi_k \quad (5.21)$$

em que ω_j é o número de observações (pesadas) no j -ésimo nó, ξ_j é a impureza do j -ésimo nó e j^- é o conjunto de todos os nós abaixo do j -ésimo nó.

Dado isso, a importância de uma característica específica i é a média da importância considerando todas as árvores na floresta, de acordo com a equação 5.22.

$$FI_i = \sum_{t=1}^T \frac{FI_{i_t}}{T} \quad (5.22)$$

onde T é o conjunto de todas as árvores na floresta.

5.2.5.2 Explicação Aditiva de Shapley

A Explicação Aditiva de Shapley (SHAP) é um método proposto por Lundberg & Lee (2017), baseado no trabalho de Shapley (1953) sobre teoria dos jogos cooperativos, que tenta explicar a importância das variáveis em modelos de inteligência artificial.

Intuitivamente, a importância da i -ésima variável é o efeito nas previsões do modelo causado pela inclusão dessa variável específica. É computacionalmente intensivo porque requer a computação e comparação das previsões de modelos construídos com e sem essa variável específica. Esse procedimento é repetido para todos os subconjuntos possíveis S do conjunto de todas as variáveis F ($S \subseteq F$) sem a i -ésima variável, uma vez que uma previsão depende das outras variáveis incluídas no modelo. A média ponderada de todas as diferenças possíveis é então calculada, conforme a equação 5.23.

$$\phi_i = \sum_{S \subseteq F \setminus \{i\}} \frac{|S|!(|F| - |S| - 1)!}{|F|!} [f_{S \cup \{i\}}(x_{S \cup \{i\}}) - f_S(x_S)] \quad (5.23)$$

em que $f_{S \cup \{i\}}$ é a previsão do modelo com a i -ésima variável presente e $f_S(x_S)$ é a previsão desse modelo sem a i -ésima variável. $x_{S \cup \{i\}}$ é a amostra com a i -ésima variável e x_S é a amostra sem essa i -ésima variável.

Embora os valores SHAP sejam consideravelmente caros de calcular, é um método independente do modelo (constrói e unifica vários métodos anteriores de explicação da importância das variáveis) e é capaz de atribuir um valor de importância para cada variável na previsão de cada observação específica. Assim, pode fornecer tanto interpretabilidade local (existe um conjunto de valores SHAP e, portanto, métricas de importância das variáveis, para cada observação) quanto interpretabilidade global (os valores SHAP para cada observação podem ser agregados para fornecer uma métrica de importância das variáveis para toda a amostra).

5.3 Análise dos resultados

5.3.1 Comparação dos modelos de previsão de escolha de instrumento de pagamento

A Tabela 33 apresenta o desempenho de cada algoritmo na previsão de qual instrumento de pagamento é escolhido em cada pagamento, de acordo com cada uma das medidas descritas na seção 5.2.3. Os resultados mostram que o algoritmo de floresta aleatória teve o melhor desempenho geral. As previsões desse algoritmo foram superiores de acordo com todas as medidas, exceto precisão. Isso indica que este algoritmo não foi o melhor no tratamento de erros do tipo I (falsos positivos). O Logit, por outro lado, apresentou o pior desempenho em todas as medidas, exceto precisão, na qual foi o melhor. Este algoritmo, portanto, foca na precisão, cometendo muitos erros do tipo II (falsos negativos), comprometendo seu desempenho geral.

Esse resultado está de acordo com o apresentado por Shy (2018), que faz uma análise semelhante com diários de pagamento americanos, embora o autor não utilize GBT. Este algoritmo mostra desempenho superior em muitas situações, mesmo que tenha

Tabela 33 – Comparação do desempenho dos algoritmos

Modelo	Acurácia	Precisão	Recall	F1	Kappa
Floresta aleatória	0.869	0.755	0.624	0.683	0.602
Árvores de boosting por gradiente	0.851	0.817	0.437	0.569	0.489
Rede neural artificial	0.837	0.781	0.385	0.516	0.432
Logit	0.837	0.835	0.346	0.489	0.411
Árvore de classificação	0.842	0.812	0.387	0.524	0.443
K-vizinhos mais próximos	0.838	0.733	0.443	0.552	0.460

Nota. Fonte: Elaboração do autor.

sido pior neste estudo, mas Müller & Guido (2017) mencionam que, embora possam ser melhores que as florestas aleatórias, seus hiperparâmetros são geralmente mais difíceis de calibrar, o que pode ter ocorrido neste caso. Eles também tendem a sobreajustar (*overfit*) os dados de treinamento com mais frequência do que as florestas aleatórias (Müller & Guido, 2017). Outra explicação para a superioridade das florestas aleatórias pode ser devido ao seu melhor tratamento de situações em que há alta correlação entre variáveis independentes, uma situação que pode ter ocorrido aqui.

Vale ressaltar também que todos os algoritmos são altamente precisos, com 83,7% como o piso nos casos de RNA e logit, e 86,9% como a melhor medida no caso da floresta aleatória. As maiores discrepâncias foram na medida de *recall*, na qual o logit teve o pior desempenho, com 0,346, enquanto o algoritmo de floresta aleatória alcançou uma medida quase o dobro, de 0,624. Isso se deve ao alto nível de FN previsto pelo logit.

5.3.2 Importância das variáveis

5.3.2.1 Visualização através de árvores de classificação

Uma maneira útil de transmitir a informação sobre a importância das variáveis é através de uma árvore de decisão visual. Embora não seja tão precisa quanto outros métodos de previsão, quando se trata de comunicação e explicação, são ferramentas importantes para apresentar resultados e facilitar a compreensão de como os instrumentos de pagamento são escolhidos (Shy, 2018, 2019).

A Figura 9 mostra uma árvore de classificação considerando todas as variáveis. Nesse caso, o algoritmo CART considera que apenas a variável *CONDITION* é suficiente para determinar a escolha. Se o pagamento for em dinheiro, o modelo prevê que a probabilidade de escolher pagamentos eletrônicos é de 17%, com 93% dos pagamentos classificados como não eletrônicos. Se não for um pagamento em dinheiro, o modelo atribui uma probabilidade de escolha de instrumentos eletrônicos de 95%, com 7% das observações classificadas como tais. Intuitivamente, *CONDITION* é a variável capaz de dividir a amostra da forma mais pura, como pode ser visto na Tabela 32, porque quando o pagamento é feito a prazo ou em parcelas, ele foi realizado com um instrumento eletrônico em 95% dos pagamentos relatados, mesmo que eles representem apenas 7% de todos os pagamentos. De fato, essas são exatamente as probabilidades relatadas na Figura 9.

Se a variável condição de pagamento (*CONDITION*) é omitida, a Figura 10 mostra a nova árvore de classificação. Nesse caso, o valor (*VALUE*) é a variável de nível superior, separando pagamentos acima e abaixo de R\$31. Pagamentos abaixo de R\$31 têm uma chance de 87% de serem realizados com instrumentos não eletrônicos (com 45% das ob-

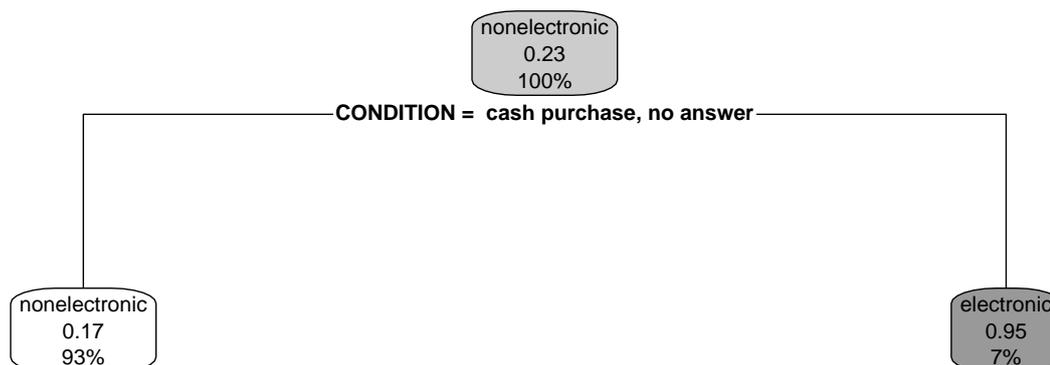


Figura 9 – Árvore de classificação com variáveis demográficas, financeiras e de características da transação. Fonte: elaboração do autor com o pacote R rpart. Cada nó apresenta a classe prevista, a probabilidade de que o instrumento seja eletrônico e a porcentagem de observações que se enquadram nele. Resultado positivo da avaliação da condição para cada nó à esquerda.

servações classificadas como tais). Para pagamentos acima de R\$31, o modelo considera a experiência anterior do pagador com compras móveis. Se o usuário nunca fez uma compra usando seu celular, o modelo considera que há uma chance de 76% de que o pagamento seja feito com um instrumento não eletrônico (com 38% das observações classificadas como tais). Se o usuário tem esse tipo de experiência anterior, a terceira variável considerada é a renda (INCOME). Se for menor que 10 salários mínimos, com 76% de probabilidade, o pagamento será feito com um instrumento não eletrônico, embora apenas 1% das observações sejam classificadas como tal pelo modelo. Região (REGION), tipo de comerciante (TYPE), valor (VALUE) novamente, mas com R\$94 como limite, e setor (SECTOR) são as outras variáveis consideradas para construir a árvore. Em concordância com os valores SHAP (seção 5.3.2.3) e as abordagens de importância das variáveis da floresta aleatória (seção 5.3.2.2) discutidas abaixo, as variáveis condição (CONDITION), valor (VALUE), experiência anterior com celular (CEL) e renda (INCOME) são as mais importantes, embora não na mesma ordem.

5.3.2.2 Abordagem de floresta aleatória

A Figura 11 mostra as características consideradas mais importantes pela abordagem de floresta aleatória descrita na seção 5.2.5.2. A condição do pagamento (CONDITION) é a variável mais importante (quando indica um pagamento a prazo ou parcelado), seguida pela forma como uma pessoa recebe sua principal fonte de renda (SOURCE) (quando é em uma conta) e a experiência anterior com compras online (CEL). A condição (CONDITION) é duas vezes mais importante do que as segunda e terceira características mais importantes. O valor (VALUE) também é importante, mas é menos da metade da importância da variável CEL.

Como já mencionado na seção 5.3.2.1, a condição (CONDITION) é a variável que melhor reduz a impureza dos nós, mas agora considerando o conjunto de árvores construídas pelo algoritmo de floresta aleatória. A importância da fonte (SOURCE) (em uma conta) é menos óbvia, mas abrange 40% dos entrevistados, e quando a renda é

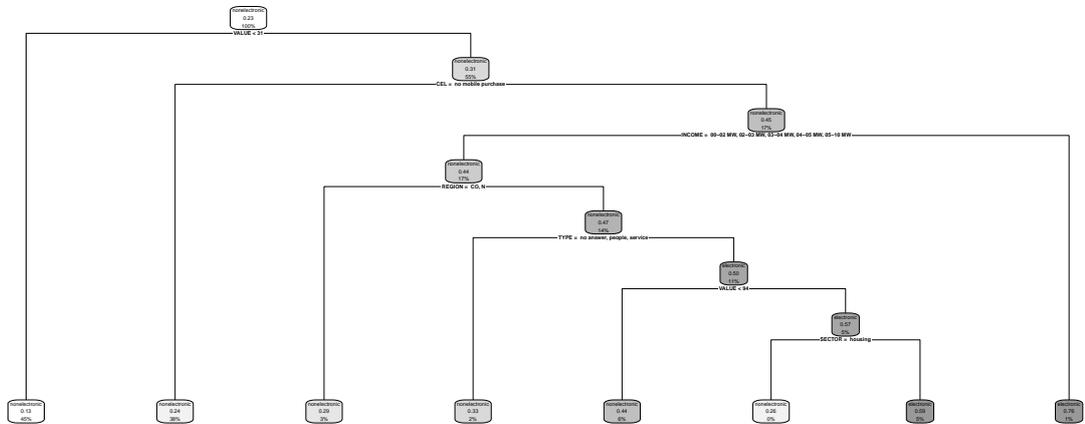


Figura 10 – Árvore de classificação com variáveis demográficas, financeiras e de características da transação, exceto condição (CONDITION). Fonte: elaboração do autor com o pacote R rpart. Cada nó mostra a classe prevista, a probabilidade de que o instrumento seja eletrônico e a porcentagem de observações que se enquadram nele. Resultado positivo da avaliação da condição para cada nó à esquerda.

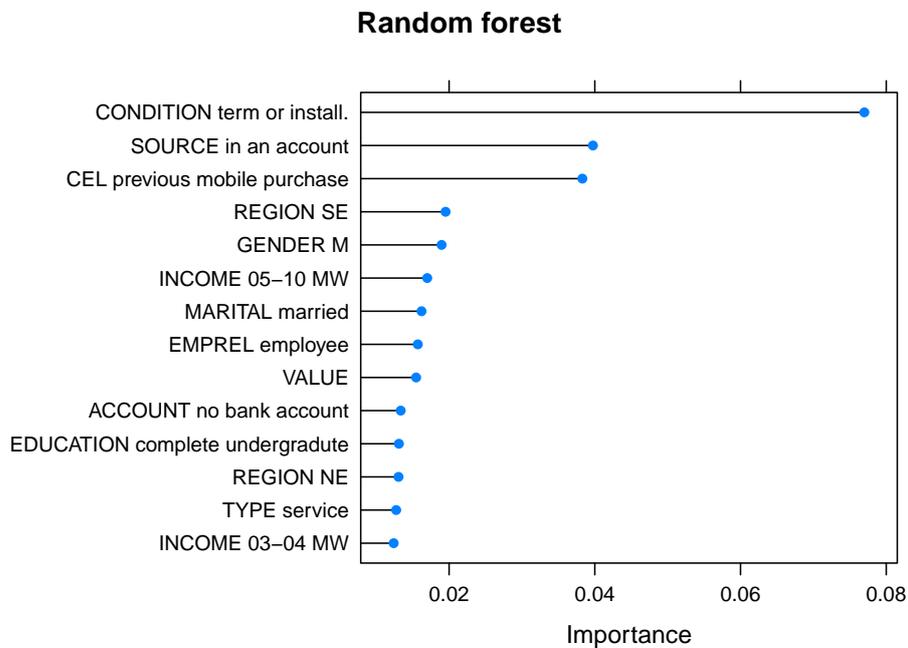


Figura 11 – Variáveis mais importantes de acordo com a abordagem de floresta aleatória. Fonte: Elaboração do autor com o pacote R caret.

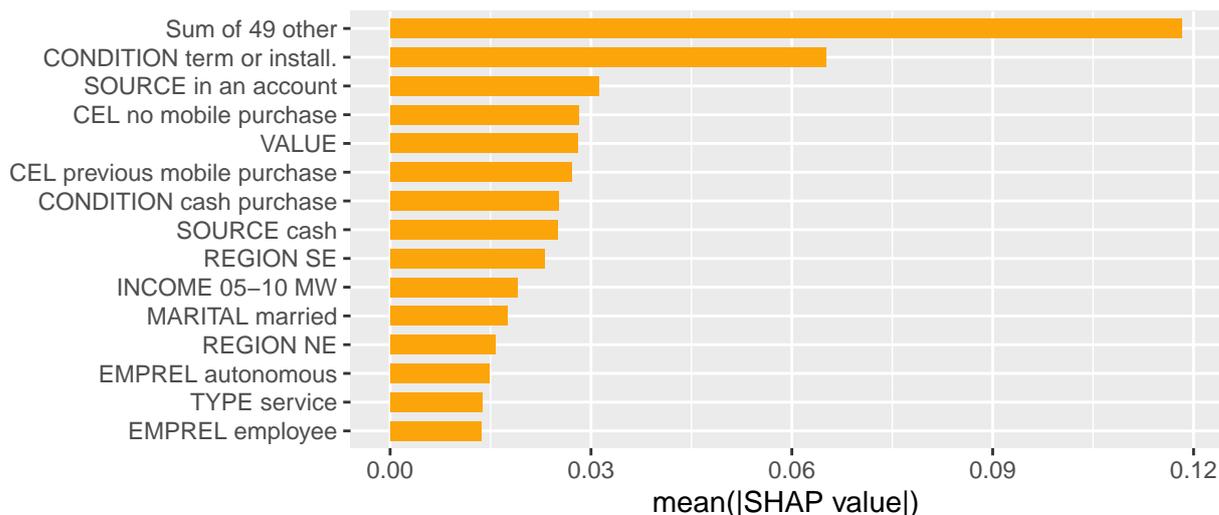


Figura 12 – Importância global das características para o modelo de floresta aleatória. Fonte: Elaboração do autor com o pacote R shapviz.

recebida dessa forma, 31% dos pagamentos são realizados com um instrumento eletrônico, contra 17% quando recebida em dinheiro. O mesmo vale para a variável CEL. Quando a pessoa teve uma experiência anterior com uma compra móvel (30% dos entrevistados), 35% dos pagamentos foram relatados com um instrumento eletrônico, comparado a 17% para aqueles que não tiveram experiência anterior com uma compra móvel. A importância da região (REGION) SE, a quarta característica mais importante, é ainda menos óbvia, mas também reduz a impureza, já que 26% dos pagamentos relatados nesta região são realizados com instrumentos eletrônicos, contra 23% no geral.

5.3.2.3 Valores SHAP

Como o algoritmo de floresta aleatória foi o mais preciso, conforme mostrado na Tabela 33, foi selecionado para a análise pelos valores SHAP. A Figura 12 mostra a importância global das características neste modelo, confirmando os resultados da abordagem de importância das características da floresta aleatória apresentados na seção 5.3.2.2. A condição do pagamento (CONDITION) (seja pagamentos à vista ou a prazo e parcelados), a fonte de recebimento da renda (SOURCE) (seja em uma conta ou em dinheiro), CEL (experiência anterior ou não com compras móveis) e valor (VALUE) são as características mais importantes, embora a ordem não seja exatamente a mesma nas duas abordagens. O caso do valor do pagamento (VALUE) é o mais notável, já que é a quarta variável mais importante na abordagem de valores SHAP (figura 12), mas apenas a nona na abordagem tradicional de importância da floresta aleatória (figura 11).

Vale notar que, na abordagem dos valores SHAP, fica claro que outras variáveis ainda são muito importantes de forma agregada, sendo duas vezes mais importantes do que a característica individual mais importante (CONDITION). Portanto, elas ainda desempenham um papel importante na caracterização da escolha dos instrumentos de pagamento. Isso pode ser visto na árvore de classificação mostrada na figura 9, por exemplo. CONDITION, a variável mais importante, divide a amostra em 93% não eletrônicos e 7% eletrônicos, enquanto as classes reais compreendem respectivamente 77% e 23% dos pagamentos.

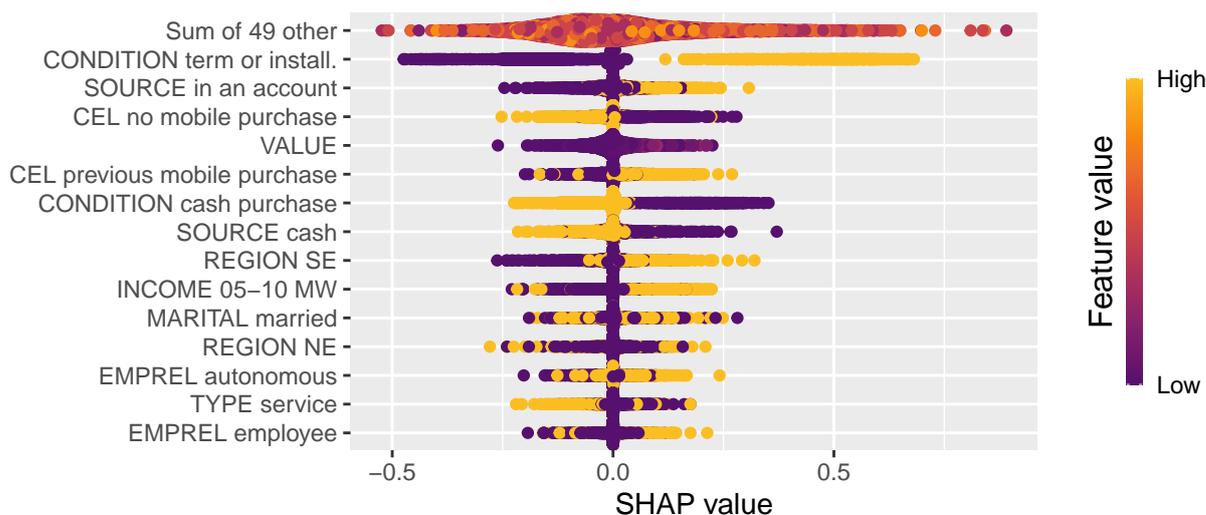


Figura 13 – Importância global das características em gráfico de dispersão para o modelo de floresta aleatória. Fonte: Elaboração do autor com o pacote R shapviz.

O gráfico de dispersão apresentado na Figura 13 mostra que o agregado das 49 variáveis menos importantes, embora sejam bastante heterogêneas, tende a direcionar as previsões para a classe não eletrônica, como era esperado, uma vez que compreendem a maior parte das observações. Também mostra a correlação entre as variáveis independentes e a variável dependente. Por exemplo, quando *CONDITION* indica um pagamento feito em parcelas ou a prazo (valores altos para a variável *dummy*, mostrados em amarelo), os valores SHAP são positivos e altos, indicando que a probabilidade de a variável dependente assumir o valor "eletrônico" é alta. Esta característica está então positivamente correlacionada com a variável dependente.

Quanto ao valor do pagamento (*VALUE*), a maioria dos pagamentos é de baixo valor, mas quando essa variável é maior, tende a direcionar a previsão para o lado eletrônico. Outro exemplo é a forma como a fonte de renda é recebida (*SOURCE*). Quando a renda é recebida em dinheiro (*SOURCE* dinheiro), tende a direcionar as previsões para instrumentos não eletrônicos (valores altos da variável em amarelo e valores baixos da variável dependente indicados por valores SHAP negativos). Esta característica está então negativamente correlacionada com a variável alvo.

A Figura 14 mostra gráficos de dependência para quatro das características mais importantes. Com este tipo de gráfico, é possível ver com mais detalhes como cada variável independente influencia a variável dependente. Para a variável valor (*VALUE*), mostra que pagamentos de maior valor estão associados a maiores probabilidades de escolha de um instrumento de pagamento eletrônico, mas essa relação não é linear como o formato do gráfico mostra. Existem menos pagamentos de maior valor e estes estão altamente associados a pagamentos eletrônicos (valores mais altos para SHAP).

As variáveis categóricas têm uma interpretação mais direta. Para a característica condição de pagamento (*CONDITION*) (quando a prazo ou em parcelas), por ser uma variável *dummy*, indicando se foi um pagamento a prazo ou não, os valores SHAP são mais altos quando a variável assume o valor de um. De fato, para pagamentos a prazo ou parcelados, a probabilidade de alguém escolher um pagamento eletrônico é maior. No caso da fonte de recebimento da renda (*SOURCE*), o impacto na escolha é menos pronunciado,

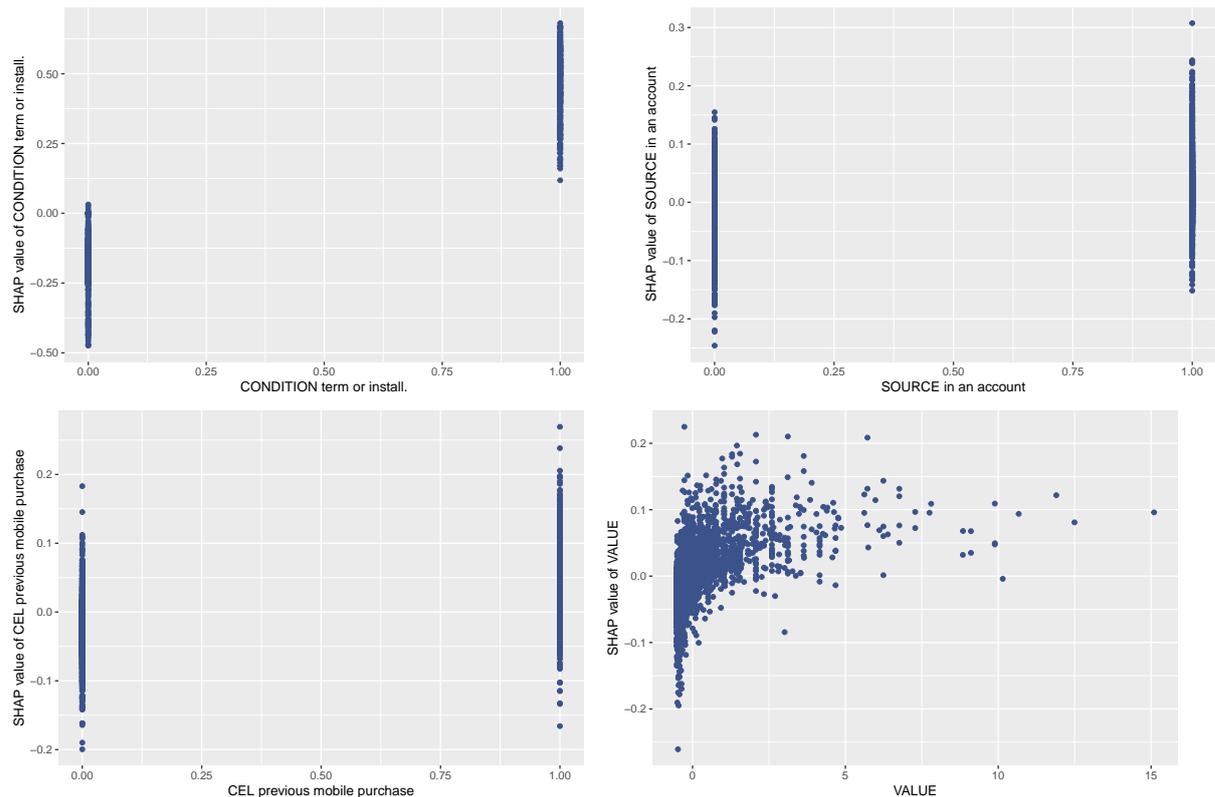


Figura 14 – Gráficos de dependência para (a) condição de pagamento, (b) forma de recebimento da renda, (c) experiência anterior com compras móveis e (d) valor. Fonte: Elaboração do autor usando o pacote R shapviz.

mas quando a renda é recebida em uma conta, os pagamentos têm mais probabilidade de serem feitos com pagamentos eletrônicos do que quando não é recebida em uma conta. A experiência anterior com compras móveis mostra uma separação menos clara do que a variável `CONDITION`, mas melhor do que a variável `SOURCE` com recebimento em conta. Indica que uma experiência anterior com esse tipo de compra tende a aumentar a probabilidade de escolher um instrumento eletrônico.

Uma possibilidade final para interpretar os valores SHAP são os gráficos de dependência de interação, como os mostrados para a variável valor (`VALUE`) na Figura 15. A figura à esquerda mostra a interação entre `VALUE` e a forma como a fonte de renda é recebida (`SOURCE`) (em dinheiro), escolhida automaticamente pelo pacote de implementação. A figura à direita mostra a interação entre `VALUE` e `CONDITION` (pagamentos a prazo ou em parcelas), uma variável explicitamente escolhida. É possível ver que pessoas que recebem sua fonte de renda (`SOURCE`) em dinheiro fazem pagamentos de qualquer valor, mas essa informação tende a direcionar previsões para pagamentos não eletrônicos, especialmente para pagamentos de valor mais baixo. Pagamentos a prazo ou parcelados estão mais associados a pagamentos de maior valor e, especialmente para estes, direcionam a escolha para instrumentos eletrônicos.

É possível inferir que as características peculiares dos pagamentos brasileiros são mais importantes no país do que outras variáveis tradicionalmente consideradas. O setor (`SECTOR`) e o tipo (`TYPE`) dos comerciantes têm menor importância no país. Pagamentos a comerciantes do tipo (`TYPE`) de serviço são apenas a 13ª variável mais importante

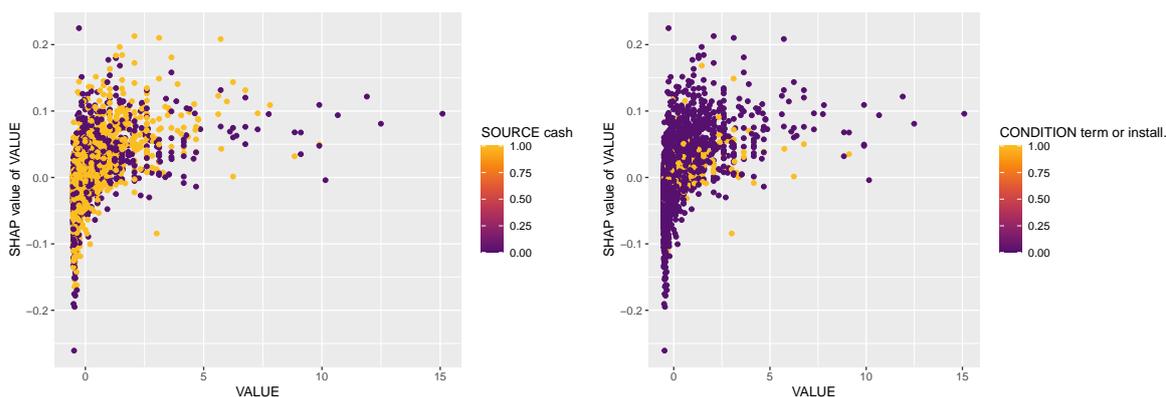


Figura 15 – Gráficos de dependência para a interação de VALUE e (a) SOURCE (dinheiro) e (b) CONDITION (parcelas ou a prazo). Fonte: Elaboração do autor com o pacote R shapviz.

na abordagem dos valores SHAP, com uma concentração de pagamentos em dinheiro. Estudos anteriores, que geralmente usam métodos tradicionais como regressões logísticas binária ou multinomial (em todas as suas variações, mas geralmente agrupadas), também encontram o tipo do comerciante (TYPE) como de menor importância (Świecka et al., 2021), mas o setor (SECTOR) é geralmente significativo (Stavins, 2018; Świecka et al., 2021). O valor do pagamento (VALUE) está em linha com a literatura anterior, com Arango-Arango et al. (2015), Bagnall et al. (2016), Klee (2008), Stavins (2018), Świecka et al. (2021) e Wang & Wolman (2016) também encontrando que a probabilidade de alguém escolher um instrumento de pagamento eletrônico aumenta com o valor. Os resultados do estudo também apontam que essa variável é de extrema importância.

A fonte do recebimento da renda (SOURCE), a titularidade de conta bancária ou de pagamento (ACCOUNT), experiência anterior com compras móveis (CEL) e a condição do pagamento (CONDITION) geralmente não são considerados em outros estudos. Em países desenvolvidos, a proporção de população não bancarizada não é significativa e ter uma conta corrente ou de pagamento não é de interesse quando se trata da escolha de instrumentos de pagamento. Neste estudo, a ausência de uma conta (ACCOUNT) é a décima variável mais importante na abordagem da floresta aleatória. A condição de pagamento (CONDITION) também geralmente não é de interesse, uma vez que na maioria dos países a decisão de adiar o pagamento é feita posteriormente com uma transação financeira com o emissor do cartão de crédito ou outra instituição financeira. No Brasil, por outro lado, os comerciantes geralmente oferecem a possibilidade de pagamentos parcelados, seja através de cartões de crédito ou através de "boletos" (transferências de crédito que podem ser agendadas para pagamentos futuros), por exemplo. A experiência anterior com compras móveis também não é considerada, pois em países desenvolvidos se assume que a maioria das pessoas está familiarizada com a tecnologia necessária para realizar pagamentos eletrônicos. Mas no Brasil, um país emergente com uma proporção significativa da população em classes socioeconômicas mais baixas, essas variáveis assumem importância considerável na determinação da escolha do instrumento de pagamento.

Quanto às variáveis demográficas, Arango-Arango et al. (2015), Bagnall et al. (2016), Fujiki & Tanaka (2018), Goczek & Witkowski (2016) e Świecka et al. (2021) encontram que idade (AGE), renda (INCOME) e escolaridade (EDUCATION) são determinantes importantes, com o uso de instrumentos eletrônicos diminuindo com o primeiro e aumentando com os dois últimos. Os resultados apontam que a renda (INCOME) (quando

na categoria 05-10 SM) é de importância moderada, mas idade (AGE) e escolaridade (EDUCATION) não aparecem entre as variáveis principais, de acordo com a metodologia SHAP, embora escolaridade (EDUCATION) (quando graduação completa) seja a décima primeira variável mais importante na abordagem da floresta aleatória.

Quanto ao estado civil (MARITAL), é possível argumentar que a categoria casado é de importância moderada com uma correlação ligeiramente positiva com a variável alvo. Świecka et al. (2021), por outro lado, não encontram significância entre o estado civil e a escolha de pagamentos eletrônicos. A região (REGION) é considerada significativa por Goczek & Witkowski (2016), com residentes de regiões mais urbanizadas usando pagamentos eletrônicos mais do que residentes de áreas predominantemente rurais. Isso está alinhado com os resultados do presente estudo, que mostram que a região (REGION) tem importância moderada quando se trata do Sudeste (SE), a região mais urbanizada do Brasil. Mostra uma forte correlação com a variável alvo, indicando que residentes do SE tendem a escolher pagamentos eletrônicos com mais frequência. A relação de emprego (EMPREL) não é considerada significativa em estudos anteriores (Świecka et al., 2021), mas no presente estudo também mostra uma importância moderada quando a pessoa é autônoma ou funcionária, ambas com uma correlação positiva com a variável alvo.

5.4 Considerações finais

O estudo contribui para a literatura sobre a escolha de instrumentos de pagamento no varejo ao analisar o caso brasileiro utilizando uma nova base, com dados coletados em uma pesquisa encomendada pelo Banco Central do Brasil em 2019, com mais de 1.500 respondentes, responsáveis por registrar quase 17.000 pagamentos em um diário de pagamentos de sete dias. Também inova ao analisar esse tema com valores SHAP, uma técnica de inteligência artificial (IA) Explicável capaz de destacar em detalhes a importância de cada variável na previsão da escolha dos instrumentos de pagamento. A abordagem mais comum para a análise de diários de pagamento é a regressão logit (tipicamente agrupada e, às vezes, sua variação multinomial). Vale também notar que poucos estudos consideram países emergentes.

Foram realizadas previsões sobre a escolha de pagamentos no varejo com seis dos algoritmos de classificação mais comuns (regressão logit, árvores de classificação, florestas aleatórias, árvores de decisão com reforço de gradiente, redes neurais artificiais e K-vizinhos mais próximos) e, como o modelo que apresentou o melhor desempenho geral de previsão, incluindo a melhor precisão, a floresta aleatória foi empregada como o modelo base para a análise de importância das variáveis. As características consideradas foram demográficas e financeiras, bem como características das transações de pagamento.

As variáveis mais importantes foram a condição do pagamento (CONDITION) (à vista, parcelado ou a prazo), como a principal fonte de renda (SOURCE) foi recebida (em uma conta ou em dinheiro), o valor (VALUE) do pagamento, a experiência anterior com compras móveis (CEL), região (REGION), estado civil (MARITAL), renda (INCOME), relação de emprego (EMPREL) e escolaridade (EDUCATION) do respondente. Variáveis típicas do mercado brasileiro, como a condição (CONDITION) do pagamento e a forma de recebimento da fonte de renda (SOURCE), são mais importantes do que os determinantes geralmente encontrados na literatura.

A importância das variáveis foi determinada pela abordagem dos valores SHAP, bem como pela abordagem tradicional de importância das florestas aleatórias. Árvores de classificação foram construídas para ajudar a transmitir informações sobre as variáveis mais importantes visualmente. Elas também confirmaram que a condição do pagamento (CONDITION), valor (VALUE), renda (INCOME) e a experiência anterior com compras móveis estão entre as variáveis mais importantes.

Esses resultados podem contribuir como insumos para políticas voltadas à eletrônica dos pagamentos ou para o desenvolvimento de novos instrumentos. Também podem ser úteis para participantes da indústria, orientando investimentos ou melhorias na infraestrutura e no marketing necessários para estimular a adoção de novos instrumentos.

Como limitações, os dados compreendem apenas um país específico e apenas um ano. Além disso, nossos diários de pagamento não contêm certas variáveis presentes em outros estudos e que podem também ser importantes, como a aceitação dos instrumentos pelos comerciantes, a quantidade de dinheiro com o pagador no momento do pagamento ou o número e valor dos saques em dinheiro feitos por cada respondente.

Para estudos futuros, poderiam ser usadas outras técnicas de IA Explicável, como LIME (Ribeiro et al., 2016), mesmo que os valores SHAP tentem unificá-las. Como uma abordagem agnóstica, os SHAPs poderiam ser construídos para os outros modelos para estudar a consistência das variáveis mais importantes. Como a maioria das variáveis são categóricas e há mais de 60 categorias no total, elas também poderiam ser selecionadas com uma abordagem de regressão regularizada (como o lasso) antes de ajustar os modelos. A Análise de Componentes Principais (*PCA - Principal Component Analysis*) também poderia ser empregada antes de ajustar os modelos. Os dados poderiam ser empregados em análises adicionais, utilizando a percepção de cada pagador em relação a cada instrumento, por exemplo.

References

Arango-Arango, C. A., & Suárez-Ariza, N. (2020). Digital payments adoption and the demand for cash: New international evidence. *Journal of Payments Strategy and Systems*, 14(4), 392–410.

Arango-Arango, C., Bouhdaoui, Y., Bounie, D., Eschelbach, M., & Hernandez, L. (2018). Cash remains top-of-wallet! International evidence from payment diaries. *Economic Modelling*, 69(September 2017), 38–48. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2017.09.002>

Arango-Arango, C., Huynh, K., & Sabetti, L. (2015). Consumer payment choice: Merchant card acceptance versus pricing incentives. *Journal of Banking and Finance*, 55, 130–141. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.02.005>

Athey, S., & Imbens, G. (2019). Machine learning methods that economists should know about. *Annual Review of Economics*, 11(1), 685–725. <https://doi.org/10.1146/annurev-economics-080217-053433>

Avdjiev, S., Eren, E., & McGuire, P. (2020). *Covid-19, cash, and the future of payments* (Nos. 3). <https://www.bis.org/publ/bisbull03.pdf>

Bagnall, J., Bounie, D., Huynh, K., Kosse, A., Schmidt, T., Schuh, S., & Stix, H. (2016). Consumer cash usage: A cross-country comparison with payment diary survey data. *International Journal of Central Banking*, December.

Banco Central do Brasil. (2021). *O brasileiro e os hábitos de uso de meios de pagamento (2019)*. Banco Central do Brasil. https://www.bcb.gov.br/content/estabilidadefinanceira/Publicacoes_SPB/Relatorio_Decem_2157_2021.pdf

Bank for International Settlements. (2022). *Annual Economic Report 2022*. Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/publ/arpdf/ar2022e.pdf>

Bank for International Settlements, International Monetary Fund, & World Bank. (2021). *Central bank digital currencies for cross-border payments* (July; pp. 1–37). Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/publ/othp38.pdf>

Bank of England. (2021). *New forms of digital money*. <https://www.bankofengland.co.uk/paper/2021/new-forms-of-digital-money>

Bech, M., Ougaard, F., Faruqui, U., & Picillo, C. (2018). Payments are a-changin' but cash still rules. *BIS Quarterly Review*, March, 67–80.

Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45, 5–32. https://doi.org/10.1007/978-3-030-62008-0_35

Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (1984). *Classification and Regression Trees* (p. 358). CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781315139470>

Caddy, J., Delaney, L., & Fisher, C. (2020). *Consumer Payment Behaviour in Australia: Evidence from the 2019 Consumer Payments Survey* (pp. 1–48). Reserve Bank of Australia. <https://rba.gov.au/publications/rdp/2020/pdf/rdp2020-06.pdf>

Carstens, A., Claessens, S., Restoy, F., & Shin, H. S. (2021). *Regulating big techs in finance* (Nos. 45).

Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. *Proceedings of the 22nd Acm Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 785–794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>

Chen, T., He, T., Benesty, M., Khotilovich, V., Tang, Y., Cho, H., Chen, K., Mitchell, R., Cano, I., Zhou, T., Li, M., Xie, J., Lin, M., Geng, Y., Li, Y., & Yuan, J. (2022). *Xgboost: Extreme gradient boosting*. <https://CRAN.R-project.org/package=xgboost>

Committee on Payments and Market Infrastructures. (2016). *Fast payments – Enhancing the speed and availability of retail payments* (November; pp. 1–90). <https://www.bis.org/cpmi/publ/d154.pdf>

Committee on Payments and Market Infrastructures. (2021). *Covid-19 accelerated the digitalisation of payments* (pp. 1–6). Committee on Payments; Market Infrastructures. https://www.bis.org/statistics/payment%7B/_%7Dstats/commentary2112.htm

Cover, T., & Hart, P. (1967). Nearest neighbor pattern classification. *IEEE Transactions on Information Theory*, 13(1), 21–27. <https://doi.org/10.1109/TIT.1967.1053964>

Cubides, E., & O'Brien, S. (2022). *2022 Findings from the Diary of Consumer Payment Choice*. The Federal Reserve Bank of San Francisco. <https://www.frbsf.org/cash/publications/fed-notes/2022/may/2022-findings-from-the-diary-of-consumer-payments/>

Duarte, A., Frost, J., Gambacorta, L., Koo Wilkens, P., & Shin, H. S. (2022). *Central Banks, the Monetary System and Public Payment Infrastructures: Lessons from Brazil's Pix* (Nos. 52). Bank for International Settlements. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4064528>

FIS. (2022). *The Global Payments Report*. <https://worldpay.globalpaymentsreport.com/en>

Fix, E., & Hodges, J. L. (1951). *Discriminatory Analysis. Nonparametric Discrimination: Consistency Properties* (pp. Report Number 4, Project Number 21-49-00). USAF School of Aviation Medicine. <https://doi.org/10.2307/1403797>

Fix, E., & Hodges, J. L. (1989). Discriminatory analysis - Nonparametric Discrimination: Consistency Properties. *International Statistical Review / Revue Internationale de Statistique*, 57(3), 238-247.

Frost, J., Gambacorta, L., Huang, Y., Shin, H., & Zbinden, P. (2019). *BigTech and the changing structure of financial intermediation* (Nos. 779; pp. 1-42). Bank for International Settlements.

Fujiki, H., & Tanaka, M. (2018). How do we choose to pay using evolving retail payment technologies? Evidence from Japan. *Journal of the Japanese and International Economies*, 49(September 2017), 85-99. <https://doi.org/10.1016/j.jjie.2018.05.001>

Géron, A. (2019). *Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow* (Second edi). O'Reilly Media.

Goczek, Ł., & Witkowski, B. (2016). Determinants of card payments. *Applied Economics*, 48(16), 1530-1543. <https://doi.org/10.1080/00036846.2015.1102846>

Górka, J. (2018). *Interchange Fee Economics: To Regulate or Not to Regulate?* Palgrave MacMillan.

Greenwell, B. (2021). *Fastshap: Fast approximate shapley values*. <https://CRAN.R-project.org/package=fastshap>

Humphrey, D. B., Kim, M., & Vale, B. (2001). Realizing the Gains from Electronic Payments: Costs, Pricing, and Payment Choice. *Journal of Money, Credit and Banking*, 33(2), 216-234. <https://www.jstor.org/stable/2673882>

Juan Carlos, C., Ehrentraud, J., Lawson, A., & Restoy, F. (2021). *Big tech regulation: what is going on?* (Nos. 36). FSI Insights on policy implementation.

Kendrick, D. A., Mercado, P. R., & Amman, H. M. (2005). *Computational Economics* (p. 491). <https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780195189254.003.0013>

Klee, E. (2008). How people pay: Evidence from grocery store data. *Journal of Monetary Economics*, 55(3), 526-541. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2008.01.009>

Kuhn, M. (2022). *Caret: Classification and regression training*. <https://CRAN.R-project.org/package=caret>

R-project.org/package=caret

Lobo, B., & Brandt, C. (2021). Pix: The Brazilian fast payments scheme. *Journal of Payments Strategy & Systems*, 15(4), 1–9.

Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 4765–4774.

Mayer, M. (2022). *Shapviz: SHAP visualizations*. <https://CRAN.R-project.org/package=shapviz>

McKinsey & Company. (2021). *The 2021 McKinsey Global Payments Report*. <https://www.mckinsey.com/industries/financial-services/our-insights/the-2021-mckinsey-glo>

Murphy, K. (2022). *Probabilistic Machine Learning: An Introduction* (Second Edition). The MIT Press.

Müller, A. C., & Guido, S. (2017). *Introduction to Machine Learning with Python: A Guide for Data Scientists*. <https://doi.org/10.1017/CB09781107415324.004>

Naser, M., & Alavi, A. (2020). Insights into performance fitness and error metrics for machine learning. *CoRR*, abs/2006.00887. <https://arxiv.org/abs/2006.00887>

R Core Team. (2022). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>

Ribeiro, M. T., Singh, S., & Guestrin, C. (2016). "Why should i trust you?": Explaining the predictions of any classifier. arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1602.04938>

Shapley, L. S. (1953). 17. A value for n-person games. In H. W. Kuhn & A. W. Tucker (Eds.), *Contributions to the theory of games (am-28), volume ii* (pp. 307–318). Princeton University Press. <https://doi.org/doi:10.1515/9781400881970-018>

Shy, O. (2018). Alternative Methods for Studying Consumer Payment Choice. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3176715>

Shy, O. (2019). How Currency Denomination and the ATM Affect the Way We Pay. *Federal Reserve Bank of Atlanta, Working Papers, 2019*(February). <https://doi.org/10.29338/wp2019-02a>

Shy, O. (2021). Consumer Use of Multiple Payment Methods. *Review of Industrial Organization*, 58(3), 339–355. <https://doi.org/10.1007/s11151-020-09803-w>

Stavins, J. (2018). Consumer preferences for payment methods: Role of discounts and surcharges. *Journal of Banking and Finance*, 94, 35–53. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2018.06.013>

Świecka, B., Terefenko, P., & Paprotny, D. (2021). Transaction factors' influence on the choice of payment by Polish consumers. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 58(July 2020). <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2020.102264>

Therneau, T., & Atkinson, B. (2022). *Rpart: Recursive partitioning and regression trees*. <https://CRAN.R-project.org/package=rpart>

Varian, H. (2014). Big data: New tricks for econometrics. *The Journal of Economic Perspectives*, 28(2), 3–27. <https://doi.org/doi:10.1257/jep.28.2.3>

Venables, W. N., & Ripley, B. D. (2002). *Modern applied statistics with s* (Fourth). Springer. <http://www.stats.ox.ac.uk/pub/MASS4>

Wang, Z., & Wolman, A. (2016). Payment choice and currency use: Insights from two billion retail transactions. *Journal of Monetary Economics*, *84*, 94–115. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2016.10.005>

Wright, M. N., & Ziegler, A. (2017). ranger: A fast implementation of random forests for high dimensional data in C++ and R. *Journal of Statistical Software*, *77*(1), 1–17. <https://doi.org/10.18637/jss.v077.i01>

6 Escolha do instrumento de pagamento no Brasil: um modelo baseado em agentes

6.1 Introdução

A escolha do instrumento de pagamento pode ser explicada por técnicas econômicas tradicionais, como os modelos logit empregados no capítulo 4 ou até mesmo por abordagens menos tradicionais, como as técnicas de aprendizado de máquina empregadas no capítulo 5, mas a proposição e o teste empírico de teorias específicas para explicar por que as pessoas ainda escolhem o dinheiro em espécie quando há uma abundância de outros instrumentos de pagamento disponíveis ainda é relativamente pouco comum. O dinheiro em espécie ainda é o instrumento de pagamento mais comum em muitos países, embora a adoção de instrumentos eletrônicos, como cartões de pagamento e pagamentos instantâneos, tenha aumentado, especialmente após a pandemia de COVID-19 (Khiaonarong & Humphrey, 2022).

Modelos baseados em agentes são uma técnica bem adequada para simulações, permitindo a interação de agentes sob regras predefinidas em modelos complexos (Macal e North, 2010). Seu uso em situações onde informações completas sobre um fenômeno não estão disponíveis, como no caso do presente estudo, pode fornecer *insights* sobre o problema em investigação. Os dados sobre a escolha de instrumentos de pagamento geralmente provêm de diários de pagamento, nos quais os registros dos pagamentos são anotados, mas o contexto geral em torno de um pagamento geralmente está ausente, como a disponibilidade e os custos específicos de transação de outros instrumentos, a quantidade de recursos disponíveis em mãos ou em uma conta de pagamento, a aceitação de instrumentos de pagamento pelos recebedores, etc. (Bagnall et al., 2016).

O objetivo deste estudo é testar o modelo proposto por Arango-Arango et al. (2018) com diários de pagamento brasileiros (os mesmos empregados nos estudos três e quatro), implementado através de um modelo baseado em agentes (ABM), a fim de entender o processo de decisão e as motivações por trás da escolha de um instrumento de pagamento em cada situação. O modelo mencionado postula que as pessoas escolhem pagar com dinheiro sempre que têm o suficiente em mãos, já que há um custo associado aos saques em dinheiro. Embora seja relativamente simples, ele é capaz de explicar o comportamento documentado nos diários de pagamento de seis diferentes países desenvolvidos.

Os resultados do presente estudo podem ser úteis para participantes do mercado e reguladores, fornecendo informações para melhor entender por que instrumentos específicos são escolhidos. Isso pode ser útil em campanhas de educação financeira ou outras iniciativas de políticas públicas sobre o uso de instrumentos de pagamento, por exemplo, ajudando a reduzir os custos associados aos pagamentos.

Esse trabalho contribui para a literatura testando uma teoria recente sobre a posse e o uso de dinheiro em um importante mercado emergente. Também sugere uma evolução deste modelo, considerando uma política para saldos mínimos em contas de pagamento,

implementada como um ABM. Além disso, a análise bibliométrica conduzida no capítulo 2 mostrou que o uso de técnicas de simulação para estudar pagamentos de varejo também é uma lacuna na literatura que o trabalho pode ajudar a preencher.

A Seção 6.2 apresenta o modelo teórico no qual foi baseada a construção do ABM. A Seção 6.3 apresenta a metodologia, incluindo a descrição dos modelos implementados e os dados utilizados para testar o modelo empiricamente. A Seção 6.4 apresenta os resultados das simulações e, finalmente, a Seção 6.5 apresenta as considerações finais deste estudo.

6.2 Revisão da literatura

6.2.1 Gestão de dinheiro

A teoria padrão para explicar a demanda por dinheiro foi proposta por Baumol (1952) e Tobin (1956) de forma independente, agora conhecida como Baumol-Tobin ou BT. Os autores propuseram que a demanda por dinheiro depende do nível da taxa de juros i , da renda do indivíduo Y , dos custos de transação C para transferir (ou sacar) recursos de ativos que geram juros para a forma de dinheiro, e do valor médio dos recursos mantidos em dinheiro M .

Assumindo que o indivíduo consome toda a sua renda em um determinado período (sem poupança de um período para o outro), que a taxa de juros é devida no final deste período, e que o custo de transação é independente do valor sacado, o custo total de gestão do dinheiro é dado pelo número de transações N multiplicado pelo seu custo unitário (NC) mais o rendimento dos juros perdido ao manter o dinheiro em mãos (iM), onde M depende do número de transações. Se um saque é realizado, M é igual a $Y/2$. Se dois saques são realizados, o valor médio dos fundos mantidos no período é $Y/4$. A fórmula geral é $M = Y/2N$. Assim, o custo total de gestão do dinheiro (TC) é dado pela equação 6.1:

$$TC = NC + Y_i/2N \quad (6.1)$$

Derivando e igualando a equação acima a zero, o número de transações N que minimiza este custo é dado pela equação 6.2:

$$N^* = \sqrt{Y_i/2C} \quad (6.2)$$

Como o valor médio dos recursos mantidos em dinheiro é $Y/2N^*$, temos a seguinte relação, dada pela equação 6.3:

$$M = Y/2N^* = \sqrt{YC/2i} \quad (6.3)$$

Assim, conclui-se que a demanda por dinheiro é diretamente proporcional à renda e aos custos de transação e inversamente proporcional à taxa de juros. Essa teoria foi estendida de várias maneiras ao longo do tempo. Por exemplo, Alvarez & Lippi (2009) introduziram oportunidades aleatórias de saque sem custo e concluíram que é sempre vantajoso realizar saques nessas oportunidades, mesmo que se tenha dinheiro em mãos,

como precaução, já que há incerteza sobre o custo dos saques futuros. Alvarez & Lippi (2017), por sua vez, estenderam o modelo permitindo que os indivíduos gastassem em cartões a um custo proporcional ao valor da transação, além de gastar dinheiro a um custo fixo por transação. A conclusão é que a política ideal é sempre gastar em dinheiro se disponível (“política de queima de dinheiro” ou *cash burning policy*). Alvarez & Argente (2021) estenderam o modelo considerando como a pandemia de Covid-19 aumentou o custo de transação do uso de dinheiro, explicando por que as transações em dinheiro foram reduzidas durante a pandemia, embora apenas ligeiramente, conforme mostrado por sua pesquisa, com dados da América Latina e dos EUA.

6.2.2 Escolha ótima do uso de dinheiro

Sob a teoria da escolha ótima do uso do dinheiro (*cash-first optimal choice*), proposta por Arango-Arango et al. (2018), dada a necessidade de se realizar um pagamento, um agente escolhe realizá-lo usando dinheiro sempre que tem dinheiro suficiente em mãos. Se o valor do pagamento for maior do que o montante de dinheiro em mãos, ele escolhe pagar com outro instrumento, como um cartão de pagamento. Não há restrições de renda.

Esse modelo, abordado por Alvarez & Lippi, (2009) e outros autores, mostra que pagadores mantêm dinheiro por precaução, temendo, por exemplo, que as taxas para realizar saques em dinheiro possam ser altas, que o uso de cartões possa ser caro ou que os cartões possam não ser aceitos quando necessário. As pessoas então tentariam manter um montante mínimo de dinheiro, ou uma “política de mínima manutenção de dinheiro” (*minimum cash holdings policy*) como declarado por Arango-Arango et al. (2018).

Finalmente, esse modelo, seguindo Alvarez & Lippi (2017), considera que pagadores escolhem dinheiro sempre que têm dinheiro suficiente para fazer um pagamento específico. Se o valor do dinheiro que têm não for suficiente, pagam com cartão. Alvarez & Lippi (2017) afirmam que o dinheiro “queima” (*burns*), enquanto Arango-Arango et al. (2018) mencionam essa política como “dinheiro em primeiro lugar” (*cash first*). Raciocina-se que, após pagar um (possivelmente alto) custo fixo para obter dinheiro, as pessoas consideram o custo marginal de usá-lo menor do que o dos cartões. Isso é especialmente verdadeiro para valores de pagamento baixos.

Os autores testam seu modelo com dados de diários de pagamento de seis países desenvolvidos (Estados Unidos, Áustria, Canadá, França, Alemanha e Países Baixos), concluindo que sua teoria é capaz de explicar os padrões de pagamento apresentados nas pesquisas, com diferenças entre as previsões e as participações de dinheiro observadas nos pagamentos (ponderadas pelos valores das transações) variando de 3,5% a 7,6% na França e nos Estados Unidos, respectivamente. Nos Países Baixos, o ajuste do modelo é pior (12,1%), possivelmente devido ao fato de que os cartões de débito são menos onerosos nesse país, tanto para os comerciantes quanto para os pagadores, conforme afirmam os autores. Neste país, uma maior proporção de pagamentos, especialmente os de menor valor, são pagos com cartões de débito, e os mínimos mantidos em dinheiro são menores do que nos outros países. Seus resultados sugerem que altas tarifas para saques em caixas automáticos (ATM) aumentam o custo de obter dinheiro e, conseqüentemente, induzem os pagadores a manter montantes maiores de dinheiro. Tendo incorrido nesse alto custo fixo, tendem a pagar com dinheiro mesmo para transações maiores nessas circunstâncias.

Uma extensão natural deste modelo sugerida no presente estudo considera um instrumento semelhante ao dinheiro, sem custo para o usuário como os cartões de débito nos Países Baixos (e no Brasil), mas que requer recursos mantidos em uma conta sem juros. O pagador então renunciaria à renda de juros para usar esse instrumento. A política atualizada seria usar dinheiro sempre que disponível, sacando-o se ele cair abaixo de um limite pré-definido, usar esse instrumento semelhante ao dinheiro sempre que houver recursos disponíveis em uma conta de pagamento, reabastecida a partir de uma conta ou fundo que paga juros sempre que seu saldo cair abaixo de um segundo limite pré-definido. Caso contrário, um cartão de crédito seria escolhido para realizar o pagamento.

Com base nas descrições acima, são postuladas então as seguintes hipóteses:

- H6.1: a teoria da escolha ótima de dinheiro se aplica aos pagadores brasileiros.
- H6.2: uma extensão da teoria da escolha ótima de dinheiro que considera um instrumento semelhante ao dinheiro se aplica aos pagadores brasileiros.

6.2.3 Modelos baseados em agentes (*agent-based models*)

De acordo com Macal e North (2010), a modelagem baseada em agentes é uma abordagem de simulação na qual agentes autônomos interagem em sistemas complexos, permitindo o surgimento de padrões e comportamentos não especificados diretamente nos modelos. Quando comparados a modelos econométricos tradicionais, os ABMs facilitam a replicação de interações sociais, comportamentos adaptativos e de aprendizagem dos agentes, e padrões de difusão de informação (Gilbert & Terna, 2000; Macy & Willer, 2002). Como consequência, eles têm sido usados em diversas áreas do conhecimento que requerem ou se beneficiam da modelagem de interações entre agentes, como biologia, ecologia e sociologia.

Em Finanças e Economia, os ABMs têm sido amplamente utilizados, incluindo aplicações na organização industrial (Sanchez-Cartas, 2018), bancos (Chan-lau, 2017; Liu et al., 2020) e mercados financeiros (Katahira et al., 2019). Em pagamentos, existem alguns modelos sobre o sistema de pagamentos como um todo (Galbiati & Soramäki, 2011), modelando a topologia da rede, contágio e fluxos de pagamento.

Os cartões foram abordados no trabalho de Alexandrova-Kabadjova et al. (2007), que foca não apenas no pagador, mas também na concorrência entre as instituições envolvidas. Os autores concluem que o mercado tende a ser dominado por um pequeno número de arranjos de pagamento (bandeiras). Alexandrova-Kabadjova & Negrín (2009) abordam os fatores que impulsionam o crescimento da rede de cartões, enquanto Alexandrova-Kabadjova et al. (2015) estudam a adoção de cartões de pagamento condicionada ao nível da taxa de intercâmbio (a taxa paga pelo comerciante ao emissor do cartão). Kriete-Dodds & Maringer (2016) focam no comportamento dos usuários de cartões de crédito, mostrando que o excesso de confiança leva a mais empréstimos, em uma aplicação mais próxima do objetivo do presente estudo, mas não foram identificados modelos que focam especificamente na escolha do instrumento de pagamento.

Existem modelos gerais de difusão de inovação, como o proposto por Johanning et al. (2020), que poderiam, potencialmente, ser usados para modelar a adoção de novos instrumentos de pagamento, por exemplo, mas não foram identificados trabalhos que os

aplicassem ao universo de pagamentos. A falta de estudos com técnicas de simulação é uma lacuna identificada no primeiro estudo (capítulo 2) que o presente estudo ajuda a preencher.

6.3 Metodologia

6.3.1 Modelo 1

O primeiro modelo corresponde à simulação proposta por Arango-Arango et al. (2018) para testar empiricamente a teoria da escolha ótima de se utilizar dinheiro em primeiro lugar em seis países diferentes, mas aqui implementada como um modelo baseado em agentes. O modelo foi implementado como um ABM por razões de extensibilidade, como ficará claro quando o modelo 2 for apresentado mais adiante.

Neste modelo, conforme descrito por Arango-Arango et al. (2018), cada período é dividido em dois subperíodos, a e b. No primeiro subperíodo, o agente faz um saque em dinheiro se ele tiver menos dinheiro do que um limite m^{th} . No segundo subperíodo, o agente pode fazer um pagamento de valor p . Se p for menor que a quantia m de dinheiro que ele tem no momento, o pagamento é feito em dinheiro. Se p for maior que m , o pagamento é feito com um cartão de pagamento. O agente começa sem dinheiro em mãos ($m_0 = 0$). A distribuição empírica dos pagamentos provém dos diários de pagamentos descritos na seção 6.3.3. Assim, a quantia de dinheiro que um agente tem no início do subperíodo b do tempo t , pouco antes de ser apresentado a uma necessidade de pagamento e logo após fazer um saque em dinheiro de valor w (se ele optar por realizá-lo, de acordo com sua política), é dada pela equação 6.4, adaptada de Arango-Arango et al. (2018).

$$m_t^{(b)} = \begin{cases} m_t^{(a)} & \text{se } m > m^{th} \\ m_t^{(a)} + w & \text{se } m \leq m^{th} \end{cases} \quad (6.4)$$

em que w é o valor de um saque em dinheiro extraído da distribuição de saques. Ele então acaba com a mesma quantia que tinha no início do subperíodo a, se já tiver mais dinheiro do que o limite desejado m^{th} , ou com a quantia que já tinha anteriormente mais o valor sacado, definido de acordo com a distribuição de saques.

No início do subperíodo a do tempo $t+1$, logo após fazer um pagamento de valor p e pouco antes de ser apresentado a uma oportunidade de saque de valor w , a quantia de dinheiro que um agente possui é dada pela equação 6.5, também adaptada de Arango-Arango et al. (2018).

$$m_{t+1}^{(a)} = \begin{cases} m_t^{(b)} - p & \text{se } p \leq m_t^{(b)} \\ m_t^{(b)} & \text{se } p > m_t^{(b)} \end{cases} \quad (6.5)$$

onde p é o valor do pagamento feito pelo agente. Assim, ele acaba com a quantia de dinheiro que tinha anteriormente menos o valor do pagamento, se for menor que o valor de dinheiro que ele já possuía, ou ele acaba com exatamente o que tinha se o valor do pagamento for maior e ele optar por pagar com outro instrumento, como um cartão de pagamento.

Neste modelo, os parâmetros são o número de agentes n , o saldo inicial de dinheiro de cada agente m_0 , o limite de dinheiro que enseja o saque m^{th} , a distribuição dos pagamentos P e a distribuição dos saques W . A Tabela 34 resume esses parâmetros.

Seguindo Arango-Arango et al. (2018), a melhor combinação de parâmetros é aquela que minimiza a diferença ponderada entre a simulação e a observação da participação de pagamentos feitos em dinheiro, $G_1(m)$, dada pela equação 6.6.

$$G_1(m) = \sum_{p \in P} w_p \left| S_{cash}^{sim}(p) - S_{cash}^{obs}(p) \right| \quad (6.6)$$

em que w_p é a participação dos pagamentos de valor p na distribuição dos pagamentos, $S_{cash}^{sim}(p)$ e $S_{cash}^{obs}(p)$ são a participação simulada e observada, respectivamente, de pagamentos de valor p feitos em dinheiro. Por razões de implementação, a distribuição dos pagamentos foi dividida em intervalos de R\$ 2 para a verificação mencionada na equação 6.6.

6.3.2 Modelo 2

O segundo modelo é uma extensão direta do primeiro modelo, mas agora considera que o agente tem a opção de um instrumento de pagamento eletrônico sem custo, como um cartão de débito gratuito ou uma solução de pagamento instantâneo gratuita. Ele então estabelece um segundo limite $m2^{th}$ usado para determinar quando transferir fundos de uma conta ou fundo que rende juros para uma conta corrente ou de pagamento da qual um pagamento pode ser feito. Assim, é necessário acompanhar não apenas a quantidade de dinheiro que o agente possui, mas também a quantidade de recursos que ele possui em sua conta corrente ou de pagamento ($m2$), que é dada, no início do subperíodo b , pela equação 6.7.

$$m2_t^{(b)} = \begin{cases} m2_t^{(a)} & \text{se } m2 > m2^{th} \\ m2_t^{(a)} + w2 & \text{se } m2 \leq m2^{th} \end{cases} \quad (6.7)$$

em que $w2$ é a quantia que ele transfere da conta ou fundo que rende juros para sua conta corrente ou de pagamento.

A escolha do instrumento de pagamento do agente também é uma extensão direta do modelo 1. Ele paga com dinheiro se o valor do pagamento for menor que a quantia de dinheiro m que ele possui, paga com cartão de débito (ou transferência instantânea) se o valor do pagamento for maior que m , mas menor que a quantia $m2$ que ele possui em sua conta de pagamento, e paga com cartão de crédito se o valor do pagamento for maior que $m2$. Assim, no início do subperíodo a , a quantia que ele possui em sua conta corrente ou de pagamento é dada pela equação 6.8.

$$m2_{t+1}^{(a)} = \begin{cases} m2_t^{(b)} - p & \text{se } m_t^{(b)} < p \leq m2_t^{(b)} \\ m2_t^{(b)} & \text{se } p > m2_t^{(b)} \end{cases} \quad (6.8)$$

Neste modelo, além dos parâmetros definidos no modelo 1, há também o limite para transferência de recursos para a conta corrente ou de pagamento $m2^{th}$ e as distribuições

Tabela 34 – Parâmetros em cada modelo

Parâmetro	Descrição	Modelo 1	Modelo 2
n	número de agentes	1519	1519
passos	número de etapas em cada iteração	11	11
m_0	saldo inicial de dinheiro do agente	0	0
m^{th}	limite para saque	1 a 9; 10, 12, ..., 18; 20, 25, ..., 45; 50, 60, ..., 90; 100, 120, ... 180; 200, 250, ..., 450; 500, 600, ..., 900	1 a 9; 10, 12, ..., 18; 20, 25, ..., 45; 50, 60, ..., 90; 100, 120, ... 180; 200, 250, ..., 450; 500, 600, ..., 900
$m2^{th}$	limite para transferência para conta corrente		100, 200, ..., 900
P	distribuição de pagamentos	distribuição empírica de acordo com a seção 6.3.3	distribuição empírica de acordo com a seção 6.3.3
W	distribuição de saques	distribuições hipotéticas 1 a 5, de acordo com a Figura 18	distribuições hipotéticas 1 a 5, de acordo com a Figura 18
A	distribuição de transferências para contas de pagamento		distribuições hipotéticas 1 e 2, de acordo com a Figura 19

de transferências para contas de pagamento A. A Tabela 34 apresenta os parâmetros e os valores utilizados em cada modelo.

O Modelo 2 é avaliado de maneira similar ao Modelo 1, mas agora é considerada a proporção de pagamentos feitos não apenas com dinheiro, mas também com cartões de débito (ou pagamentos instantâneos), como na equação 6.9.

$$G_2(m) = \sum_{p \in P} w_p \left(\left| S_{cash}^{sim}(p) - S_{cash}^{obs}(p) \right| + \left| S_{debit}^{sim}(p) - S_{debit}^{obs}(p) \right| \right) \quad (6.9)$$

em que $S_{debit}^{sim}(p)$ e $S_{debit}^{obs}(p)$ são, respectivamente, as proporções simuladas e observadas dos pagamentos de valor p feitos com cartão de débito. Assim como no Modelo 1, w_p é a proporção dos pagamentos de valor p na distribuição de pagamentos, $S_{cash}^{sim}(p)$ e $S_{cash}^{obs}(p)$ são, respectivamente, as proporções simuladas e observadas dos pagamentos de valor p feitos com dinheiro.

6.3.3 Dados

Os dados provêm da pesquisa encomendada pelo Banco Central do Brasil mencionada nos estudos 3 (capítulo 4) e 4 (capítulo 5), com nível de confiança de 95% e margem de erro de 2,5% (Banco Central do Brasil, 2021), parte do projeto de avaliação de uma solução de pagamento instantâneo que culminou com a implementação do Pix em novembro de 2020 (Lobo & Brandt, 2021). Foram entrevistadas 1.519 pessoas (segmentadas por região geográfica, idade, sexo, estado civil, renda familiar, escolaridade e relação de trabalho) e 615 comerciantes (segmentados por região geográfica, setor e número de funcionários) entre 26/04/2019 e 15/05/2019, com perguntas sobre percepção e preferências sobre instrumentos de pagamento, titularidade de contas correntes ou de pagamento, experiência prévia com compras móveis, entre outros.

Os 1.519 respondentes foram solicitados a preencher um diário de pagamentos entre 27/04 e 12/06/2019, compreendendo sete dias de sua escolha. Nesse diário, cada pessoa deveria registrar todos os pagamentos realizados no período, incluindo informações sobre valor, instrumento de pagamento utilizado, onde o pagamento foi feito, qual foi o setor

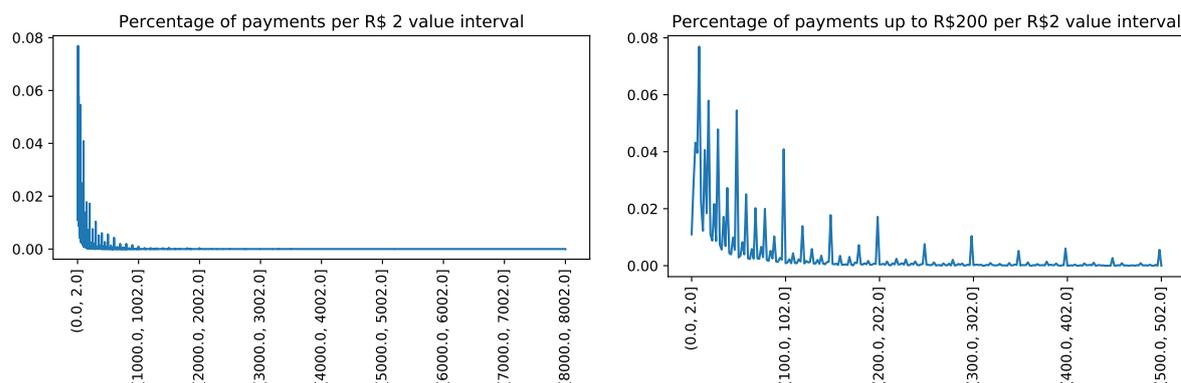


Figura 16 – Distribuição de pagamentos (a) total e (b) até R\$500. Fonte: Elaboração do autor

do comerciante e qual foi a condição de pagamento (se à vista, a prazo ou parcelado), por exemplo. No total, 1.379 diários foram devolvidos, totalizando 16.712 pagamentos registrados. As questões e microdados estão disponíveis no Banco Central do Brasil (2021).

Estatísticas descritivas dos pagamentos com os 12 instrumentos de pagamento registrados são apresentadas na Tabela 35. Ela mostra que os principais instrumentos utilizados pelos entrevistados na pesquisa foram dinheiro e cartões de crédito, débito e pré-pago. Outros instrumentos correspondem a uma parcela consideravelmente menor dos pagamentos. O dinheiro ainda é o instrumento dominante em termos de volume, em consonância com estudos como Bagnall et al. (2016) e Bech et al. (2018), que mostram que esta ainda é a realidade em diversos países.

Tabela 35 – Número e valor de pagamentos por instrumento nos diários

Instrumento	N	Média	Mediana	Mín.	Máx.	DP	CV	Curt.	Assim.	% das obs.
Dinheiro	12805	81.05	30.00	0.30	8000.00	165.98	0.49	448.04	12.92	76.62%
Cartão de débito	1963	128.99	65.00	2.00	3000.00	210.94	0.61	53.85	5.79	11.75%
Cartão de crédito	1155	187.53	100.00	2.00	5200.00	306.86	0.61	93.55	7.53	6.91%
Cartão pré-pago	235	33.95	9.00	2.00	2050.00	146.46	0.23	155.27	11.58	1.41%
Vale-refeição	125	111.57	30.00	1.00	900.00	181.70	0.61	8.60	2.45	0.75%
Cheque	120	162.02	57.98	1.50	2386.00	327.19	0.50	26.42	4.54	0.72%
Boleto	92	537.21	307.50	13.00	3300.00	671.87	0.80	8.80	2.40	0.55%
Débito direto	77	291.75	150.00	12.88	2000.00	388.58	0.75	9.94	2.58	0.46%
Cartão de loja	50	300.98	175.00	20.00	1850.00	323.40	0.93	11.63	2.47	0.30%
Transf. intrabanc.	40	467.13	335.00	20.00	1525.00	439.69	1.06	3.18	1.17	0.24%
Outro	24	225.81	52.75	4.20	1300.00	365.72	0.62	5.73	1.91	0.14%
DOC	10	242.30	100.00	37.00	900.00	327.70	0.74	3.25	1.47	0.06%
TED	10	290.78	100.00	8.00	1100.00	392.25	0.74	3.15	1.37	0.06%
Não eletrônico	12934	81.83	30.00	0.30	8000.00	168.38	0.49	422.69	12.60	77.39%
Eletrônico	3778	160.92	73.00	1.00	5200.00	282.77	0.57	63.87	6.11	22.61%
Total	16712	99.71	40.00	0.30	8000.00	202.75	2.03	213.02	9.59	100.00%

Nota. Fonte: Elaboração do autor. Média, mínimo, máximo, desvio padrão (DP), coeficiente de variação (CV), curtose (Curt.) e assimetria (Assim.) foram calculados sobre o valor das transações com cada instrumento de pagamento.

Para os fins deste estudo, o interesse é na distribuição de pagamentos com cada instrumento de pagamento por valor. Dividindo os pagamentos em intervalos de R\$ 2, a distribuição dos pagamentos por valor é apresentada na Figura 16. Há uma predominância de pagamentos de baixo valor, com pagamentos de até R\$40 compreendendo 50% do total (o valor mediano na Tabela 35), com valores arredondados representando a grande maioria dos pagamentos. A Tabela 36 mostra os valores de pagamentos mais frequentes, e a Tabela 37 mostra a distribuição de frequência para intervalos de R\$25.

Tabela 36 – Valores de pagamento mais frequentes nos diários de pagamento

Valor	Contagem	Porcentagem	Contagem cumulativa	Porcentagem cumulativa
20	864	5.17%	864	5.17%
50	862	5.16%	1726	10.33%
10	819	4.90%	2545	15.23%
30	740	4.43%	3285	19.66%
100	655	3.92%	3940	23.58%
15	485	2.90%	4425	26.48%
40	413	2.47%	4838	28.95%
60	388	2.32%	5226	31.27%
80	311	1.86%	5537	33.13%
70	306	1.83%	5843	34.96%
25	293	1.75%	6136	36.72%
150	288	1.72%	6424	38.44%
5	285	1.71%	6709	40.14%
8	281	1.68%	6990	41.83%
200	280	1.68%	7270	43.50%

Nota. Fonte: Elaboração do autor.

Tabela 37 – Número de pagamentos por intervalos de valor R\$25

Intervalo de valor do pagamento	Número de pagamentos
(0,25]	6497
(25,50]	3383
(50,75]	1465
(75,100]	1575
(100,125]	541
(125,150]	609
(150,175]	189
(175,200]	525
(200,225]	150
(225,250]	250
(250,8000]	1528

Nota. Fonte: Elaboração do autor. Intervalo de valor em R\$. Número absoluto de pagamentos registrados nos diários.

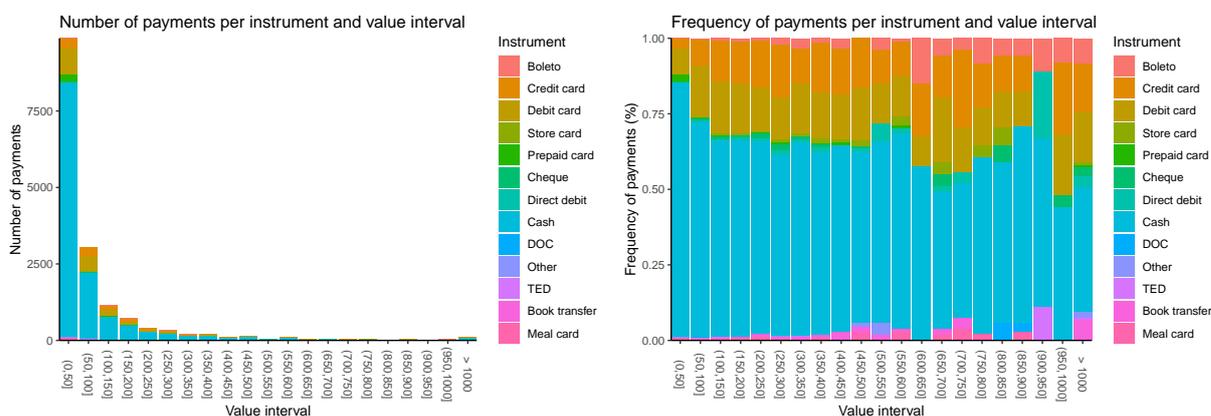


Figura 17 – Pagamentos por instrumento por intervalo de valor (a) números absolutos e (b) percentagem. Fonte: Elaboração do autor

A Figura 17 mostra a proporção de pagamentos com cada instrumento por intervalo de valor dos pagamentos. Pode-se observar que o dinheiro predomina em todos os intervalos, mas sua proporção cai ligeiramente com o aumento do valor do pagamento.

Como nem a distribuição empírica de saques nem a distribuição empírica de transferências de contas de investimento para contas de pagamento estão disponíveis, foram criadas cinco distribuições hipotéticas baseadas em distribuições de outros países. Essas distribuições estão mostradas nas Figuras 18 e 19.

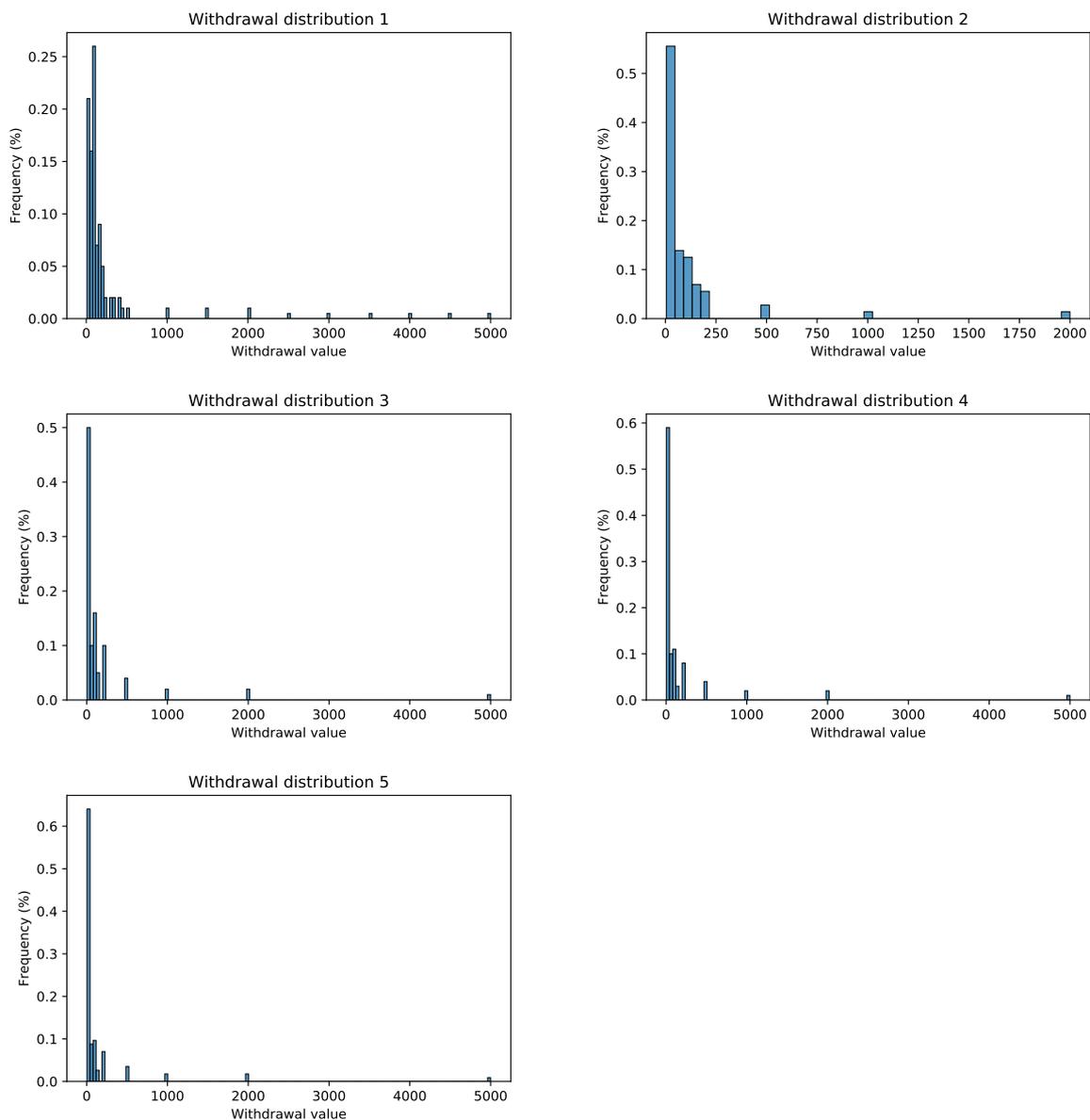


Figura 18 – Distribuições hipotéticas de saques utilizadas nas simulações. Fonte: Elaboração do autor

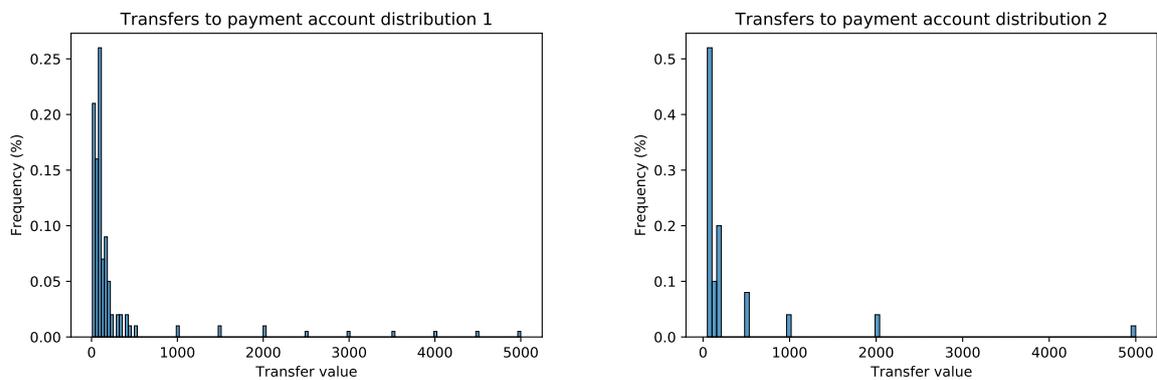


Figura 19 – Distribuições hipotéticas de transferências para contas de pagamento utilizadas nas simulações. Fonte: Elaboração do autor

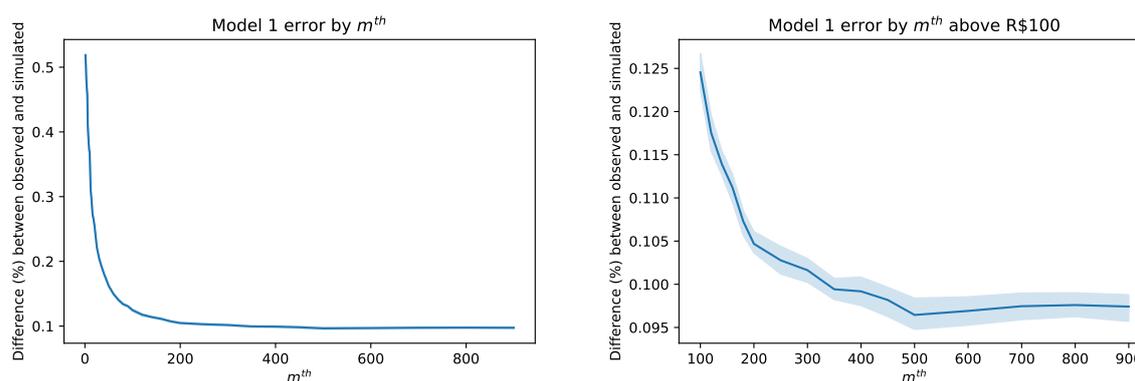


Figura 20 – Diferença $G(m)$ entre a distribuição simulada e observada para cada m^{th} simulado no Modelo 1, (a) considerando todos os limiares simulados e (b) apenas limiares acima de R\$100. Fonte: Elaboração própria

6.4 Resultados

Os modelos foram implementados com o módulo *mesa* do Python (Kazil et al., 2020). O código-fonte está disponível no GitHub (https://github.com/dtcastro/retail_payments_model).

6.4.1 Modelo 1

Para o Modelo 1, foram realizadas 10 iterações com 11 passos e 1.519 usuários cada, totalizando 16.709 pagamentos simulados em cada iteração, número próximo ao de pagamentos nos dados.

A Figura 20 mostra a diferença entre a distribuição simulada e observada ($G(m)$) para cada limiar m^{th} simulado, apresentando a média e um intervalo de confiança de 95% para as 10 iterações.

A Figura 21 mostra a diferença entre a distribuição de pagamentos em dinheiro simulada e observada para o valor de m^{th} que minimiza a diferença global ponderada. A diferença mínima foi de 9,65% quando m^{th} foi definido em R\$500 (considerando a média das 10 iterações; o mínimo absoluto foi alcançado quando m^{th} foi de R\$450, com um erro de 9,04%). O modelo superestima a proporção de pagamentos em dinheiro, especialmente para valores mais baixos. Possivelmente, isso se deve à existência de instrumentos similares a dinheiro no Brasil, como os cartões de débito, que não têm custo direto para o pagador.

Arango-Arango et al. (2018) relatam que “o desvio médio obtido para Áustria, Canadá, França, Alemanha e EUA em relação às parcelas observadas de pagamentos em dinheiro varia de 3,5% a 7,6% e atinge 12,1% nos Países Baixos”. Os autores sugerem que a causa do valor relativamente alto encontrado nos Países Baixos é o baixo custo dos cartões de débito. A mesma razão pode explicar em parte os resultados brasileiros, já que os cartões de débito são isentos de taxas para os pagadores e a Taxa de Desconto (*Merchant Discount Rate - MDR*) cobrada dos comerciantes é relativamente baixa (cerca de 1%). De fato, como mostrado na Tabela 35, os cartões de débito foram o segundo instrumento de pagamento mais utilizado nos diários.

Arango-Arango et al. (2018) também sugerem que “altas taxas de saque em caixas

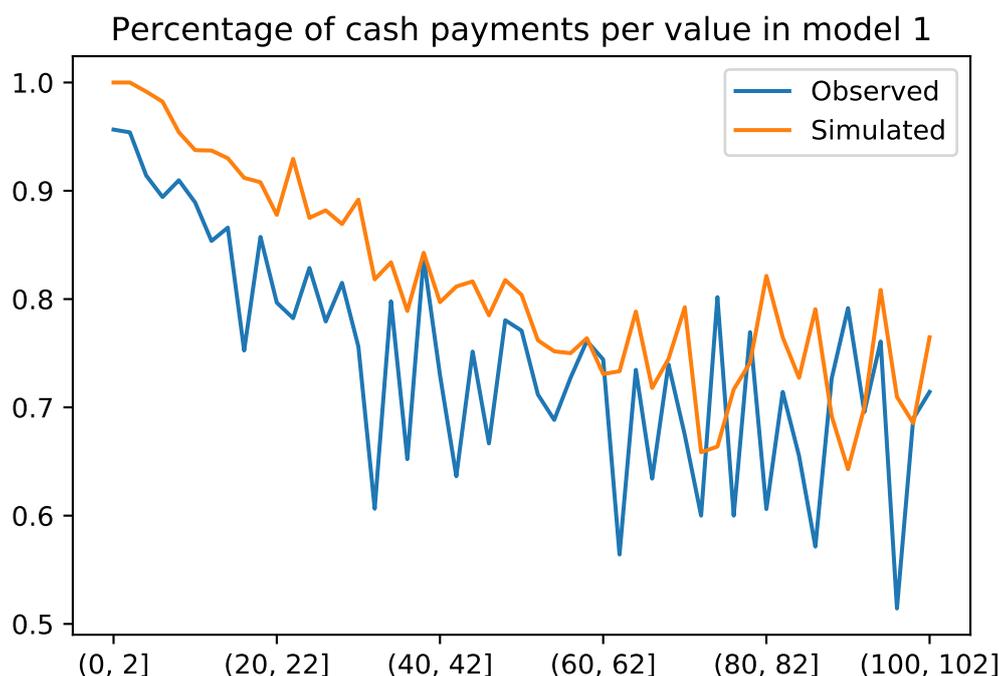


Figura 21 – Diferença $G(m)$ entre a parcela simulada e observada de pagamentos em dinheiro por valor para o melhor m^{th} no Modelo 1 (R\$ 500). Fonte: Elaboração própria

eletrônicos podem induzir a maiores saldos médios de dinheiro, o que pode explicar por que austríacos e alemães, por exemplo, usam dinheiro para compras de alto valor de transação com mais frequência do que consumidores em outras economias”. No Brasil, uma certa quantidade de saques em dinheiro por mês é gratuita, mas não é universal, pois essa gratuidade não se aplica às instituições de pagamento, agora responsáveis por uma parte considerável dos pagamentos. A distribuição de caixas eletrônicos é irregular e muitos deles não são compartilhados entre instituições. Isso pode contribuir para um valor relativamente alto de uso de dinheiro, especialmente para pagamentos de maior valor, como pode ser visto na Figura 17.

Como mencionado anteriormente, o Modelo 1 superestima a proporção de pagamentos em dinheiro, especialmente para pagamentos de menor valor. O Modelo 2 é uma tentativa de lidar com essa limitação, levando em consideração a existência de um instrumento similar ao dinheiro, como os cartões de débito. Embora a diferença entre a distribuição de pagamentos observada e simulada tenha sido relativamente alta, ela está em linha com os resultados encontrados por Arango-Arango et al. (2018) e, portanto, não foi possível rejeitar a hipótese H6.1 de que a escolha ótima baseada em dinheiro é aplicável ao caso brasileiro.

6.4.2 Modelo 2

Para o Modelo 2, as Figuras 22 e 23 mostram o comportamento da diferença ponderada entre o número de pagamentos simulados e observados em dinheiro e cartão de débito para cada faixa de valor de pagamento. O limiar m^{th} apresenta o mesmo comportamento mostrado no Modelo 1, mas $m2^{th}$ mostra que a diferença entre as distribuições

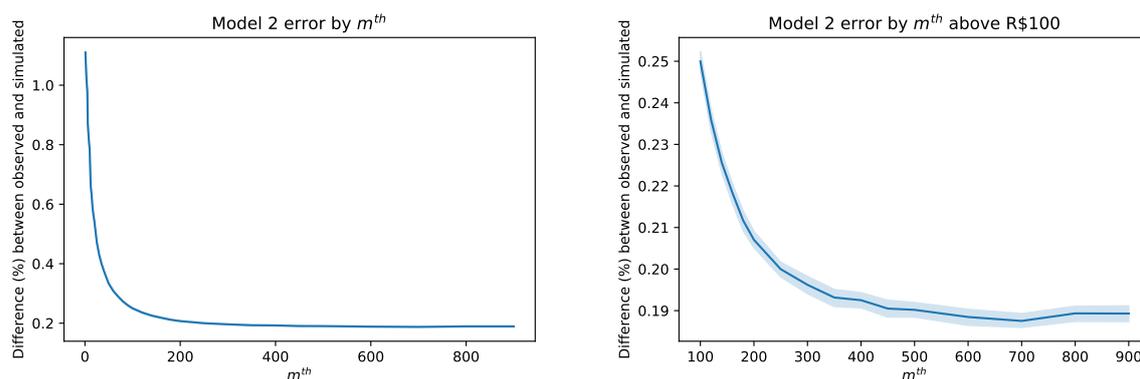


Figura 22 – Diferença $G(m)$ entre a distribuição simulada e observada para cada m^{th} simulado, (a) considerando todos os limiares simulados e (b) apenas aqueles acima de R\$100 no Modelo 2. Fonte: Elaboração própria

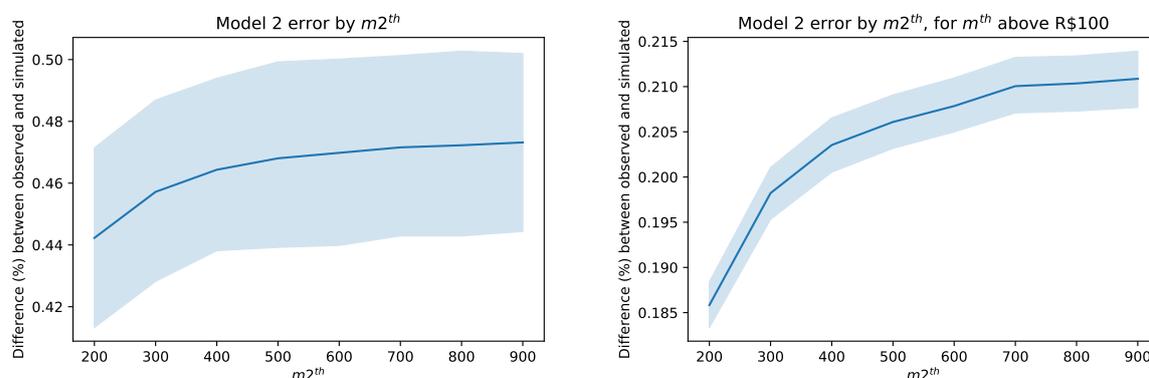


Figura 23 – Diferença $G(m)$ entre a distribuição simulada e observada para cada $m2^{th}$ simulado, (a) considerando todos os limiares simulados e (b) apenas valores de m^{th} acima de R\$100 no Modelo 2. Fonte: Elaboração própria

simuladas e observadas na verdade aumenta com maiores valores desse limiar.

A Figura 24 mostra a diferença da combinação de ambos m^{th} e $m2^{th}$. É a mesma informação presente nas figuras 22 e 23, com o tamanho do marcador correspondente à diferença entre as distribuições observadas e simuladas. Como pode ser visto, a diferença é maior para valores menores de m^{th} e valores maiores de $m2^{th}$, com m^{th} sendo o fator mais importante que impulsiona a diferença.

A Figura 25 mostra a diferença entre a distribuição simulada e observada dos pagamentos em dinheiro para a melhor combinação de m^{th} e $m2^{th}$. Esses valores são, respectivamente, R\$600 e R\$200, mostrando que o usuário ainda pode optar por um nível relativamente alto de dinheiro e um nível relativamente baixo em sua conta de pagamento. Isso pode ocorrer porque o custo de transferir fundos entre contas é relativamente pequeno, sendo o principal custo a perda de juros. O modelo continua superestimando a proporção de pagamentos em dinheiro, especialmente para pagamentos de menor valor. A diferença ponderada entre o uso observado e simulado foi de 16,4%, maior que no Modelo 1 porque agora são considerados dois instrumentos e as diferenças são somadas. Se for considerado que cada instrumento responde por metade desse erro, a diferença para a participação em dinheiro mostra que este modelo é mais preciso que o Modelo 1 (8,2% contra 9,65%).

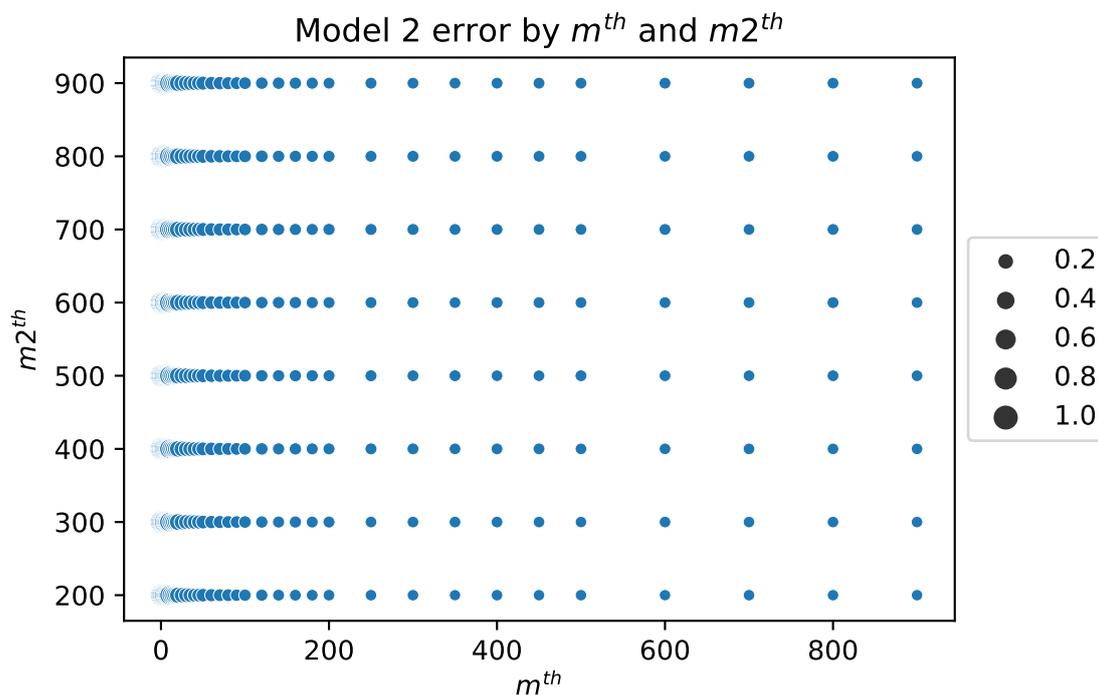


Figura 24 – Diferença entre a participação simulada e observada de pagamentos em dinheiro e débito por combinação de m^{th} e $m2^{th}$. O tamanho do marcador corresponde à diferença entre as distribuições observadas e simuladas. Fonte: Elaboração própria

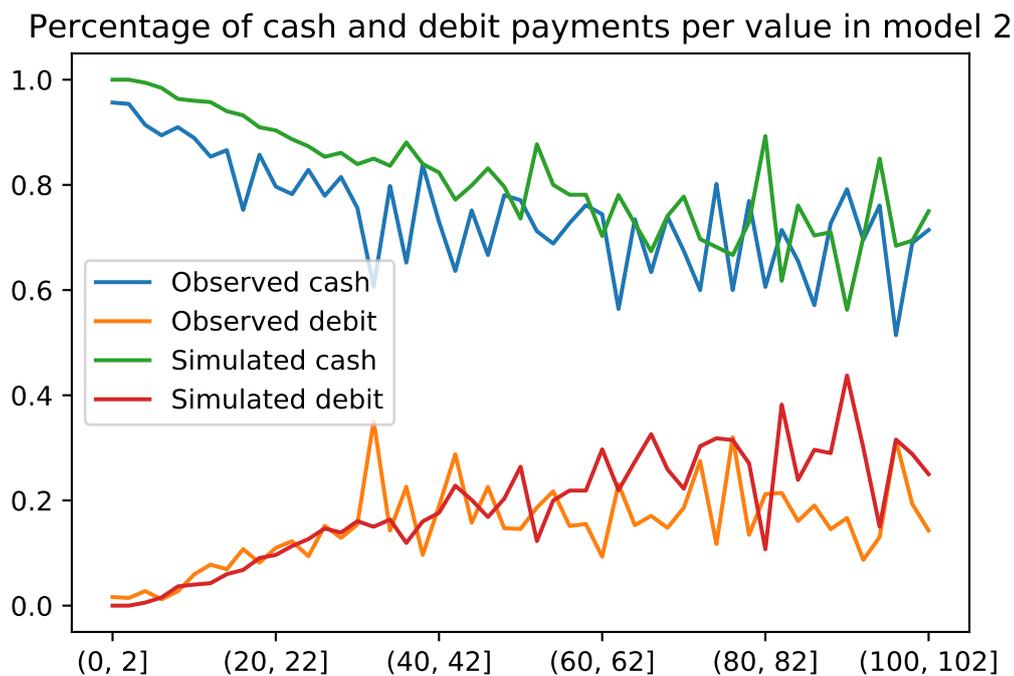


Figura 25 – Diferença $G(m)$ entre a participação simulada e observada de pagamentos em dinheiro e débito por valor para os melhores m^{th} e $m2^{th}$. Fonte: Elaboração própria

Pagamentos entre pessoas, que não aceitam todos os instrumentos de pagamento, como cartões, podem ser um desafio para o modelo, que não leva esse fato em consideração. No caso brasileiro, porém, isso não parece ser um problema, já que menos de 3% dos pagamentos ocorrem entre pessoas.

Como a diferença entre a distribuição de pagamentos observada e simulada está dentro do intervalo relatado por Arango-Arango et al. (2018) e menor do que a diferença relatada no Modelo 1, isso sugere que a hipótese H6.2 não é rejeitada.

6.5 Considerações finais

Neste estudo, foi implementado um modelo baseado em agentes com base na escolha ótima de dinheiro em primeiro lugar proposta por Arango-Arango et al. (2018), com o objetivo de testar essa teoria no caso brasileiro, comparando a distribuição simulada de pagamentos por instrumento e valor com a distribuição empírica fornecida pela pesquisa de diários de pagamento realizada pelo Banco Central do Brasil em 2019 (os mesmos dados utilizados nos estudos três e quatro).

Os resultados sugerem que a escolha ótima de dinheiro em primeiro lugar, proposta por Arango-Arango et al. (2018), é aplicável ao caso brasileiro, com a diferença entre as distribuições de pagamentos simuladas e observadas dentro da faixa relatada pelos autores para outros países. Para os países estudados por Arango-Arango et al. (2018), essa diferença variou de 3,5% a 7,6%, com um valor atípico de 12,1% nos Países Baixos. No Brasil, essa diferença foi de 9,65%.

O modelo superestima a participação dos pagamentos em dinheiro, especialmente para pagamentos de valores menores, o que pode ser explicado pela existência de cartões de débito gratuitos (para os pagadores e relativamente baratos para os comerciantes), como é o caso nos Países Baixos. A participação relativamente alta dos pagamentos em dinheiro, mesmo para pagamentos de valores mais altos, pode sugerir que os custos de retirada de dinheiro (incluindo tarifas de caixas eletrônicos, despesas de locomoção, etc.) no país podem induzir à manutenção de valores relativamente altos de dinheiro em espécie (cerca de 100 dólares). Em Arango-Arango et al. (2018), esse valor varia entre 22 dólares canadenses e 67 euros no Canadá e na Áustria, respectivamente. Embora a regulamentação conceda algumas retiradas de dinheiro gratuitas à população, isso não é universal, e o número e a distribuição de caixas eletrônicos no país são um problema conhecido, pois estão geograficamente concentrados. Além disso, uma parte considerável deles não é compartilhada, sendo de uso exclusivo dos clientes da instituição proprietária. Esses fatores podem induzir à alta manutenção de dinheiro em espécie que foi simulada. Portanto, o caso brasileiro pode ser explicado por uma combinação de retiradas de dinheiro gratuitas com uma distribuição inadequada de caixas eletrônicos e cartões de débito gratuitos para os pagadores.

Os resultados do Modelo 2 sugerem que levar em consideração a existência de alguns recursos em uma conta de pagamento, transferidos à vontade de uma conta remunerada, pode melhorar o ajuste da distribuição simulada à distribuição empírica. A diferença entre as distribuições observadas e simuladas caiu para cerca de 8%, em comparação aos 9,65% do Modelo 1. Este modelo considera a escolha entre dinheiro, um cartão de débito gratuito e um cartão de crédito, aprimorando o Modelo 1, que considera apenas

dinheiro e cartão.

As limitações incluem a ausência de dados empíricos sobre a distribuição de retiradas de dinheiro, bem como dados sobre transferências entre contas remuneradas e contas de pagamento. Também faltam dados sobre a quantidade de dinheiro disponível com cada respondente. A simulação foi utilizada para suprir essas informações, mas a exploração de outros conjuntos de dados que forneçam essas informações poderia ser utilizada, caso estejam disponíveis em futuras versões da pesquisa ou de outras fontes. Outras informações disponíveis na pesquisa, por outro lado, como informações sobre comerciantes e sobre a percepção dos usuários em relação a cada instrumento de pagamento, poderiam ser exploradas em melhorias futuras dos modelos. A aceitação dos instrumentos poderia ser modelada, embora Arango-Arango et al. (2018) mencionem que isso é menos importante. A distribuição de caixas eletrônicos também pode ser explorada em um modelo baseado em agentes espacial, por exemplo.

Desenvolvimentos no cenário de pagamentos, como o lançamento do sistema de pagamentos instantâneos brasileiro (Pix), e a pandemia de Covid-19, conforme relatado por Alvarez & Argente (2021), podem ter alterado o comportamento dos pagadores e recebedores. Os dados utilizados foram de uma pesquisa realizada em 2019, antes desses desenvolvimentos, e uma nova avaliação da teoria poderia trazer mais *insights* sobre o comportamento dos pagadores, caso novos dados sejam disponibilizados.

Referências bibliográficas

Alexandrova-Kabadjova, B., Castellanos-Pascacio, S. G., & Garcia-Almanza, A. L. (2015). The Adoption Process of Payment Cards: An Agent-Based Approach. In I. R. M. Association (Ed.), *Banking, finance, and accounting: Concepts, methodologies, tools, and applications* (pp. 1228–1252). IGI Global. <https://doi.org/https://doi.org/10.4018/978-1-4666-6268-1.ch066>

Alexandrova-Kabadjova, B., Krause, A., & Tsang, E. (2007). An Agent-Based Model of Interactions in the Payment Card Market. *8th International Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning (Ideal'07)*, 1063–2072. <http://www.bracil.net/finance/papers/AlKrTs-PaymentCardMarket-Ideal2007.pdf>

Alexandrova-Kabadjova, B., & Negrín, J. L. (2009). What Drives the Network's Growth? An Agent-based Study of the Payment Card *Working Paper Series, 1143*. http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract%7B/_%7Did=1522034%7B/%%7D5Cnpapers2//publication/uuid/0D561FA6-89AE-48E8-989D-371525E68F59

Alvarez, F., & Argente, D. (2021). Cash-Management in Times of Covid-19. *B.E. Journal of Macroeconomics, 22*(1), 89–129. <https://doi.org/10.1515/bejm-2020-0269>

Alvarez, F., & Lippi, F. (2009). Financial Innovation and the Transactions Demand for Cash. *Econometrica, 77*(2), 363–402. <https://doi.org/10.3982/ecta7451>

Alvarez, F., & Lippi, F. (2017). Cash burns: An inventory model with a cash-credit choice. *Journal of Monetary Economics, 90*, 99–112. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2017.07.001>

Arango-Arango, C., Bouhdaoui, Y., Bounie, D., Eschelbach, M., & Hernandez, L.

(2018). Cash remains top-of-wallet! International evidence from payment diaries. *Economic Modelling*, 69(September 2017), 38–48. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2017.09.002>

Arango-Arango, C., Huynh, K., & Sabetti, L. (2015). Consumer payment choice: Merchant card acceptance versus pricing incentives. *Journal of Banking and Finance*, 55, 130–141. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.02.005>

Bagnall, J., Bounie, D., Huynh, K., Kosse, A., Schmidt, T., Schuh, S., & Stix, H. (2016). Consumer cash usage: A cross-country comparison with payment diary survey data. *International Journal of Central Banking*, December.

Banco Central do Brasil. (2021). *O brasileiro e os hábitos de uso de meios de pagamento (2019)*. Banco Central do Brasil. https://www.bcb.gov.br/content/estabilidadefinanceira/Publicacoes_SPB/Relatorio_Decem_2157_2021.pdf

Bech, M., Ougaard, F., Faruqui, U., & Picillo, C. (2018). Payments are a-changin' but cash still rules. *BIS Quarterly Review*, March, 67–80.

Chan-lau, J. A. (2017). *ABBA : An Agent-Based Model of the Banking System*. International Monetary Fund.

Galbiati, M., & Soramäki, K. (2011). An agent-based model of payment systems. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 35(6), 859–875. <https://doi.org/10.1016/j.jedc.2010.11.001>

Gilbert, N., & Terna, P. (2000). How to build and use agent-based models in social science. *Mind & Society*, 1(1), 57–72. <https://doi.org/10.1007/bf02512229>

Johanning, S., Scheller, F., Abitz, D., Wehner, C., & Bruckner, T. (2020). A modular multi-agent framework for innovation diffusion in changing business environments: conceptualization, formalization and implementation. *Complex Adaptive Systems Modeling*, 8(1). <https://doi.org/10.1186/s40294-020-00074-6>

Katahira, K., Chen, Y., Hashimoto, G., & Okuda, H. (2019). Development of an agent-based speculation game for higher reproducibility of financial stylized facts. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 524, 503–518. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.04.157>

Kazil, J., Masad, D., & Crooks, A. (2020). Utilizing python for agent-based modeling: The mesa framework. In R. Thomson, H. Bisgin, C. Dancy, A. Hyder, & M. Hussain (Eds.), *Social, cultural, and behavioral modeling* (pp. 308–317). Springer International Publishing.

Khiaonarong, T., & Humphrey, D. (2022). *Falling Use of Cash and Demand for Retail Central Bank Digital Currency*. International Monetary Fund.

Kriete-Dodds, S., & Maringer, D. (2016). Overconfidence in Credit Card Markets: An Agent-based Approach. In M. Diehl, B. Alexandrova-Kabadjova, R. Heuver, & S. Martínez-Jaramillo (Eds.), *Analyzing the economics of financial market infrastructures* (pp. 150–168). IGI Global. <https://doi.org/https://doi.org/10.4018/978-1-4666-8745-5.ch008>

Liu, A., Paddrik, M., Yang, S. Y., & Zhang, X. (2020). Interbank contagion: An agent-based model approach to endogenously formed networks. *Journal of Banking and*

Finance, 112, 105191. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2017.08.008>

Lobo, B., & Brandt, C. (2021). Pix: The Brazilian fast payments scheme. *Journal of Payments Strategy & Systems*, 15(4), 1–9.

Macy, M. W., & Willer, R. (2002). From factors to actors: Computational sociology and agent-based modeling. *Annual Review of Sociology*, 28(1), 143–166. <https://doi.org/10.1146/annurev.soc.28.110601.141117>

Sanchez-Cartas, J. M. (2018). Agent-based models and industrial organization theory. A price-competition algorithm for agent-based models based on Game Theory. *Complex Adaptive Systems Modeling*, 6(1). <https://doi.org/10.1186/s40294-018-0053-7>

7 Considerações finais

Nesta tese, investigou-se o tema dos determinantes dos pagamentos de varejo sob uma perspectiva ampla. A partir de uma análise bibliométrica, foi apresentada uma visão geral do campo e identificadas lacunas de pesquisa. Algumas dessas lacunas foram então abordadas nos quatro estudos empíricos subsequentes que a compõem.

Na análise bibliométrica, constatou-se que o interesse pelo tema, medido pelo número de estudos publicados, está aumentando ao longo dos anos, com publicações em revistas de alto impacto. Também foi constatado que a maioria dos estudos é empírica, quantitativa, tendo como objeto os determinantes do uso e da escolha, abrangendo apenas um país desenvolvido, focando em dinheiro e cartões de pagamento em análises de curto prazo, utilizando dados de pesquisas e entrevistas, incluindo diários de pagamentos ou dados de reguladores e Infraestruturas do Mercado Financeiro. As técnicas mais utilizadas são as regressões logit e suas variações. Poucos estudos consideram países emergentes, analisam prazos mais longos, empregam técnicas alternativas como aprendizado de máquina ou simulações, consideram instrumentos de pagamento recentes, como pagamentos instantâneos, ou utilizam dados de transações reais de varejistas, sendo essas as lacunas identificadas.

O segundo estudo, sobre os determinantes do uso de pagamentos eletrônicos, busca preencher duas dessas lacunas, empregando uma base de dados mais ampla que inclui diversos países emergentes e analisando especificamente os determinantes dos pagamentos rápidos, um instrumento recente pouco abordado na literatura. O estudo utilizou análise de dados em painel dinâmico, concluindo que o nível de uso anterior é o determinante mais importante para o uso de instrumentos de pagamento eletrônicos (e, inversamente, de não eletrônicos). Outros determinantes, como variáveis demográficas e ambientais, não se mostraram significativos.

Utilizando dados de diários de pagamento do Brasil, coletados em 2019, o terceiro estudo identificou, com o uso de regressão logit multinível, que pagadores do sexo masculino, de maior idade, renda e escolaridade, que residem em regiões mais urbanizadas, recebem sua fonte de renda em contas bancárias ou de pagamento, e que relatam experiência prévia com compras móveis, escolhem instrumentos de pagamento eletrônicos com maior probabilidade. Entre as características da transação de pagamento, a probabilidade de optar por instrumentos eletrônicos é maior quanto maior o valor do pagamento, bem como quando o pagamento corresponde a compras de bens duráveis ou em parcelas.

As conclusões do quarto estudo, que explica a escolha de instrumentos de pagamento com métodos de aprendizado de máquina, notadamente com valores SHAP (Shapley Additive Explanation), corroboram os achados do terceiro estudo, como esperado, adicionando informações sobre a importância dos determinantes. A condição de pagamento, quando se trata de pagamento a prazo ou parcelado, é a variável mais importante, seguida pela forma de recebimento de renda (quando em conta), experiência prévia com compras móveis e o valor da transação.

O quinto estudo também foca na escolha de instrumentos de pagamento, empregando os mesmos dados utilizados nos estudos três e quatro. Ele corroborou, em certa

medida, os achados do segundo estudo sobre os determinantes do uso. O segundo estudo conclui que o comportamento passado é o determinante mais importante do comportamento atual, sendo mais relevante que todos os outros determinantes. Com o uso de um modelo baseado em agentes, o estudo cinco constatou que uma teoria sobre gestão de dinheiro explica bem a distribuição empírica de pagamentos por instrumento e valor reportada nos diários de pagamento brasileiros, sugerindo que o hábito é, de fato, um fator crucial para explicar a escolha dos instrumentos de pagamento.

Considera-se que a tese atingiu seu principal objetivo, que era identificar os determinantes do uso e da escolha de instrumentos de pagamento de varejo sob uma perspectiva ampla. O estudo um atingiu o primeiro objetivo específico da tese, de identificar lacunas de pesquisa. O estudo dois atingiu o segundo e terceiro objetivos específicos da tese, de identificar determinantes do uso de instrumentos eletrônicos e rápidos, respectivamente. Os estudos três, quatro e cinco atingiram o quarto objetivo específico da tese, de identificar determinantes da escolha de instrumentos de pagamento no varejo com diferentes técnicas.

Os estudos que compõem esta tese contribuem para a literatura ao abordar um novo instrumento de pagamento (pagamentos rápidos) no contexto dos determinantes do uso, empregando uma amostra mais ampla de países (estudo dois), novos dados de diários de pagamento brasileiros (estudos três a cinco) e metodologias pouco utilizadas no campo (logit multinível no estudo três, técnicas de aprendizado de máquina no estudo quatro e um modelo baseado em agentes no estudo cinco).

A tese contribui para o campo da análise empírica da economia do consumidor ao confirmar algumas conclusões anteriores, mas também com novas descobertas. Sobre os determinantes da escolha de instrumentos de pagamento no Brasil, foi confirmada a importância do valor da transação, por exemplo, mas variáveis específicas da realidade brasileira, como a condição de pagamento ou a forma de recebimento de renda, mostraram-se mais importantes. Também foi encontrada mais uma evidência de que uma política de gestão de dinheiro, em que pagadores favorecem o uso de dinheiro sempre que ele está disponível, pode explicar a escolha dos instrumentos de pagamento, testando-a no caso brasileiro. Sobre os determinantes do uso, o comportamento passado da população mostrou-se o determinante mais importante, em desacordo com a literatura anterior, que encontrou outros determinantes relevantes. A tese também contribui para a formulação de políticas governamentais e de regulamentação sobre pagamentos e marketing, pois suas conclusões podem ser usadas como subsídios para políticas voltadas à eletrônica dos pagamentos. Elas também podem ser úteis para participantes do setor, orientando investimentos ou melhorias na infraestrutura e marketing necessários para estimular a adoção de novos instrumentos.

A tese inova ao empregar técnicas como Inteligência Artificial Explicável (*Explainable Artificial Intelligence - XAI*) e logit multinível no campo. Também sugere uma extensão original para a política de gestão de dinheiro de Arango-Arango et al. (2018), que se mostrou capaz de explicar a escolha de instrumentos de pagamento no caso brasileiro. Também se utilizam novos dados de diários de pagamento brasileiros, não utilizados anteriormente na academia. A tese é relevante por explorar um tema dinâmico sob uma perspectiva ampla.

Trabalhos futuros podem expandir a análise bibliométrica, ampliando os termos

de busca e a amostra de artigos, a serem tratados com métodos de aprendizado de máquina, caso o número de artigos ultrapasse o que pode ser tratado manualmente. Métodos alternativos também podem ser empregados para o estudo dos determinantes do uso, como a identificação de *clusters*. Nos últimos três estudos, dados mais recentes, que incluam o período da pandemia de COVID-19 e o período após a introdução do Pix no Brasil, por exemplo, se disponíveis no futuro, poderiam ser usados para realizar uma análise dinâmica. O uso de dados de outros países também poderia ser empregado em uma comparação internacional.

Referências Bibliográficas

Arango-Arango, C., Bouhdaoui, Y., Bounie, D., Eschelbach, M., & Hernandez, L. (2018). Cash remains top-of-wallet! International evidence from payment diaries. *Economic Modelling*, 69(September 2017), 38–48. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2017.09.002>

Auer, R., & Böhme, R. (2020). The technology of retail central bank digital currency. *BIS Quarterly Review*, 1(March), 85–100.

Bank for International Settlements. (2018). *Red Book retail payment services and instruments statistics*. <https://stats.bis.org/statx/toc/CPMI.html>

Bank for International Settlements. (2022). *Annual Economic Report 2022*. Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/publ/arpdf/ar2022e.pdf>

Bech, M., Ougaard, F., Faruqui, U., & Picillo, C. (2018). Payments are a-changin' but cash still rules. *BIS Quarterly Review*, March, 67–80.

Bech, M., & Boar, C. (2019). *Shaping the future of payments* (pp. 1–5). https://www.bis.org/statistics/payment_stats/commentary1911.htm

Bogossian, P. (2019). *Cadernos do Cade: Mercado de Instrumentos de Pagamento* (pp. 1–145). Conselho Administrativo de Defesa Econômica. <http://www.cade.gov.br/aceso-a-informacao/publicacoes-institucionais/publicacoes-dee/CadernoMercadodeinst.pdf>

Callado-Muñoz, F. J., Hromcová, J., & Utrero-González, N. (2018). Effects of institutional environment and technology development on payment choice. *Technological and Economic Development of Economy*, 24(1), 81–107. <https://doi.org/10.3846/20294913.2015.1074952>

Committee on Payments and Market Infrastructures. (2016). *Fast payments – Enhancing the speed and availability of retail payments* (November; pp. 1–90). <https://www.bis.org/cpmi/publ/d154.pdf>

Committee on Payments and Market Infrastructures. (2018). *Central bank digital currencies* (March; pp. 1–34). Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/cpmi/publ/d174.pdf>

Górka, J. (2018). *Interchange Fee Economics: To Regulate or Not to Regulate?* Palgrave MacMillan.

Hasan, I., Martikainen, E., & Takalo, T. (2014). *Promoting efficient retail payments in Europe* (p. 21). http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2509151

Jabbour, C. J. C. (2013). Environmental training in organisations: From a literature review to a framework for future research. *Resources, Conservation and Recycling*, 74, 144–155. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2012.12.017>

Khiaonarong, T., & Humphrey, D. (2019). *Cash Use Across Countries and the Demand for Central Bank Digital Currency*. IMF.

Perez, A., & Bruschi, C. (2018). *A Indústria de Meios de Pagamento no Brasil: movimentos recentes*. Insper. <https://www.insper.edu.br/wp-content/uploads/2018/09/industria-meios-pagamento-brasil-movimentos-recentes.pdf>

Rysman, M., & Schuh, S. (2017). New Innovations in Payments. *Innovation Policy and the Economy*, 17, 27–48. <https://doi.org/10.1086/688843>

Silva, V. G., Ramalho, E. A., & Vieira, C. R. (2017). The Use of Cheques in the European Union: A Cross-Country Analysis. *Open Economies Review*, 28(3). <https://doi.org/10.1007/s11079-016-9412-1>