

FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS
ESCOLA DE ECONOMIA DE SÃO PAULO

DIONYSIO DIAS MORICONI

**CARTÕES DE CRÉDITO E ATRASO ESTRATÉGICO: A
INFLUÊNCIA DO LIMITE DISPONÍVEL**

SÃO PAULO

2021

DIONYSIO DIAS MORICONI

CARTÕES DE CRÉDITO E ATRASO ESTRATÉGICO: A INFLUÊNCIA DO LIMITE DISPONÍVEL

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado Profissional da Escola de Economia de São Paulo da Fundação Getulio Vargas, como requisito para a obtenção do título de Mestre.

Área de concentração:
Finanças

Orientador:
Jéfferson Augusto Colombo

SÃO PAULO

2021

Moriconi, Dionysio Dias.

Cartões de crédito e atraso estratégico : a influência do limite disponível /
Dionysio Dias Moriconi. - 2021.

53 f.

Orientador: Jéfferson Augusto Colombo.

Dissertação (mestrado profissional MPFE) – Fundação Getulio Vargas, Escola de
Economia de São Paulo.

1. Cartões de crédito. 2. Inadimplência (Finanças). 3. Dívida - Renegociação. 4.
Finanças - Aspectos psicológicos. 5. Finanças pessoais. I. Colombo, Jéfferson
Augusto. II. Dissertação (mestrado profissional MPFE) – Escola de Economia de São
Paulo. III. Fundação Getulio Vargas. IV. Título.

CDU 336.77

DIONYSIO DIAS MORICONI

CARTÕES DE CRÉDITO E ATRASO ESTRATÉGICO: A INFLUÊNCIA DO LIMITE DISPONÍVEL

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado Profissional da Escola de Economia de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas, como requisito para a obtenção do título de Mestre.

Área de concentração:
Finanças

Data da Aprovação: 29/04/2021

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Jéfferson Augusto Colombo
(Orientador)
EESP-FGV

Prof. Dr. Joelson Sampaio
EESP-FGV

**Prof. Dr. Vinícius Augusto Brunassi
Silva**
FECAP

AGRADECIMENTOS

À minha mãe (*in memoriam*) e ao meu pai, deixo um agradecimento especial por todas as lições de amor, dedicação e abnegação que culminaram nesta vitória. Este trabalho é o reflexo de seus esforços que me permitiram um ensino de qualidade, fator essencial para a formação de um cidadão.

À minha amada esposa Luciana, por todo amor, carinho, compreensão e apoio em tantos momentos difíceis desta jornada. Obrigado por permanecer ao meu lado, mesmo sem os carinhos rotineiros, sem a atenção devida e tantos momentos de lazer perdidos. Obrigado pelo presente de cada dia, pelos incentivos nas horas difíceis, pelo seu sorriso e por saber me fazer feliz.

À minha filha Luísa, por todo amor incondicional que ela sempre me deu. Sou feliz por fazer parte de sua vida.

Aos meus irmãos, em especial Carolina, que sempre me incentivou todos os sábados, logo após as minhas aulas.

Ao meu orientador Professor Jéfferson Augusto Colombo, pelo ensino, pela paciência e também pelo incentivo com seu otimismo contagiante.

Ao Itaú-Unibanco, em especial ao Fabio Machado Santos Brandão, pelo seu suporte incondicional, ao Eduardo Miyaki, Fernando Juliao de Souza Amaral, Claudio Califre, Fabiana Di George e Joice Veronez Araujo no apoio na obtenção de dados para este trabalho.

Aos amigos, que de diversas formas contribuíram com o meu trabalho, Benilton Carvalho, Leonardo Dias Motta, Cassio Ribeiro Leal Silva e Diter Rodrigues dos Santos, todos sempre prontos para uma boa conversa nos momentos difíceis.

Aos professores e funcionários da Escola de Economia de São Paulo - FGV pelos momentos felizes e agradáveis nas aulas, nas salas de estudos e pelo pronto suporte sempre que solicitados.

RESUMO

Em cenário de recessão econômica, governos fazem intervenções através de políticas fiscais e monetárias com o objetivo de minimizar os impactos no bem-estar de seus cidadãos. Muitas destas políticas são voltadas para o mercado de crédito visando garantir liquidez das famílias durante a crise. Entender o racional de consumo de crédito por estas pessoas é essencial para o sucesso destas políticas. Com esta meta, este trabalho apresenta evidências que as famílias brasileiras escolhem pagar estrategicamente a fatura do cartão com maior limite disponível em detrimento aos pagamentos dos demais cartões. Esta escolha sugere que existe a preocupação com liquidez preventiva entre as famílias e que os seus limites são usados como colchões financeiros. Através da base de dados de portadores de cartões do banco Itaú-Unibanco, no período de setembro de 2016 até dezembro de 2017, foi descoberto que um aumento do total do limite disponível de R\$ 562 para R\$ 4.587, equivalente a amplitude interquartil da amostra, provoca um aumento da probabilidade seleção do atraso (escolha de um cartão para o atraso ao invés de todos), em 7 pontos percentuais (de 78% para 85%). Adicionalmente foi observado que este colchão financeiro é menos praticado nas idades avançadas. Estes resultados têm implicações nas políticas econômicas e nas estratégias de recuperação de crédito dos emissores de cartão de crédito.

Palavras-chave: Cartão de crédito, Atraso estratégico, Dificuldade financeira, Liquidez preventiva, Comportamento financeiro das famílias

ABSTRACT

In a scenario of economic recession, governments intervene through fiscal and monetary policies to minimize impacts on the well-being of their citizens. Many of these policies are aimed at the credit market to guarantee liquidity for families during the crisis. Understanding the rationale for credit consumption by these people is essential for the success of these policies. With this goal in mind, this paper presents evidence that Brazilian families strategically choose to pay the bill for the card with the highest available limit, to the detriment of payments from other cards. This choice suggests that there is a concern with preventive liquidity among families and that its limits are used as financial cushions. Through the database of cardholders of Itaú-Unibanco bank, in the period from September 2016 to December 2017, it was discovered that an increase in the total available limit from BRL\$ 562 to BRL\$ 4,587, equivalent to the interquartile range of the sample causes an increase in the delinquency selection probability (choosing one card for the delinquency instead of all) by 7 percentage points (from 78% to 85%). Additionally, it was observed that these financial cushions are less practiced in advanced ages. These results have implications for the economic policies and credit recovery strategies of credit card issuers.

Keywords: Credit Card, Strategic Default, Finance Distress, Precautionary liquidity, Behavioral Household Finance

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Distribuição de clientes amostrados por referência	52
---	----

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Comparação de distribuição de tipos de cartão: Brasil vs. Estudo . . .	21
Tabela 2 – Comparação de perfil e uso de cartão Brasil e Estudo (Dez/2017) . . .	22
Tabela 3 – Estatística descritiva dos principais indicadores (variáveis binárias) . .	22
Tabela 4 – Estatística descritiva das principais variáveis numéricas	23
Tabela 5 – Modelos com os fatores que influenciam na escolha por atraso de apenas um cartão	30
Tabela 6 – Média do efeito marginal (AME) dos fatores que influenciam na escolha por atraso de apenas um cartão	31
Tabela 7 – Modelos com os fatores de escolha de atrasar o cartão com maior fatura	33
Tabela 8 – Média do efeito marginal (AME) dos fatores que influenciam na escolha por atrasar o cartão com maior fatura	34
Tabela 9 – Modelos com indicadores de impacto do mês na escolha por atraso de apenas um cartão, ao invés de todos os cartões	45
Tabela 10 – Modelos com indicadores de impacto do mês na escolha de atrasar o cartão com maior fatura	46
Tabela 11 – Correlação de Pearson das variáveis da equação (4.4) - Escolha pelo atraso de apenas um cartão, ao invés de todos	47
Tabela 12 – Correlação de Pearson variáveis da equação (4.5) - Escolha pelo atraso do cartão com maior fatura	48
Tabela 13 – Estatística descritiva das principais variáveis numéricas da base original	49
Tabela 14 – Estatística descritiva dos principais indicadores (variáveis binárias) da base original	50
Tabela 15 – Estatística descritiva das principais variáveis numéricas da Análise 2 .	50
Tabela 16 – Estatística descritiva dos principais indicadores (variáveis binárias) da base da Análise 2	51

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	11
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	13
2.1	Restrição Financeira	13
2.2	Contaminação de Atraso	14
2.3	Fator Moral e Social	14
2.4	Relacionamento e Status	14
2.5	Experiência e Alfabetização Financeira	15
2.6	Comportamento Financeiro das Famílias	16
2.7	Mercado de cartões de crédito	17
3	DADOS	19
3.1	Dados dos cartões	19
3.2	Endividamento SCR	20
3.3	Dados macroeconômicos	20
3.4	Tratamento dos dados	20
3.5	Estatísticas básicas	21
4	METODOLOGIA	24
4.1	Modelo Estatístico	24
4.2	<i>Framework</i> dos modelos	26
4.3	Variável resposta	28
5	RESULTADOS E INTERPRETAÇÃO	29
5.1	Análise 1: O que determina o atraso seletivo?	29
5.2	Análise 2: O que determina o atraso do cartão com maior fatura?	32
6	DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	36
7	CONCLUSÃO	38
	REFERÊNCIAS	40
	APÊNDICES	43
	APÊNDICE A – INFLUÊNCIA DOS MESES NAS DECISÕES FI- NANCEIRAS	44
A.1	Atraso seletivo vs. meses da amostra	45
A.2	Seleção do cartão com maior fatura vs. meses da amostra	46

	APÊNDICE B – CORRELAÇÃO DE PEARSON	47
B.1	Variáveis explicativas finalistas do modelo de atraso seletivo	47
B.2	Variáveis explicativas finalistas do modelo de atraso de cartão com maior fatura	48
	APÊNDICE C – ESTATÍSTICA DESCRITIVA AUXILIARES	49
C.1	Estatística descritiva da base original	49
C.2	Estatística descritiva da base da Análise 2	50
	APÊNDICE D – DISTRIBUIÇÃO DOS INDIVÍDUOS AMOSTRADOS POR REFERÊNCIAS	52

1 INTRODUÇÃO

O bem-estar do consumidor é afetado pelas decisões financeiras das famílias. Estas decisões fazem parte de uma estratégia e compreendê-las é vital para o desenvolvimento de novos produtos de crédito pelos emissores de cartão e, para os governos, na criação de novas regulamentações do mercado de crédito. A estratégia em destaque neste trabalho é a da liquidez financeira, e a decisão é a da inadimplência.

O cartão de crédito tem seu papel nas estratégias de liquidez das famílias. Por ser um limite de crédito já concedido, se torna uma das poucas opções das pessoas com restrições no acesso ao crédito. Para se protegerem das incertezas, estas pessoas reduzem propositalmente os pagamentos à vista e compensam através do uso de cartões, criando assim, um colchão financeiro. Este fenômeno é conhecido como "*Credit Card Debt Puzzle*" (TELYUKOVA, 2013) e não é coerente com os modelos clássicos de decisão financeira. Em casos mais severos, o colchão é o próprio limite do cartão, garantido por um alto custo, seja através de juros com uso do rotativo do cartão (pagamento parcial da fatura) ou com atraso estratégico em outros produtos financeiros (COHEN-COLE; MORSE, 2010; ANDERSSON et al., 2013).

Os estudos acima foram baseados na preferência dos mutuários pelo pagamento de cartões ao invés das hipotecas durante a crise de 2008 nos EUA. Diversas razões já foram pontuadas na literatura para explicar, de forma alternativa, este fenômeno, como o aspecto moral e a capacidade de pagamento. Porém, a razão mais relevante é a oportunidade causada pelas regras que regem o mercado imobiliário deste país (CHAN et al., 2016). Dado isso, este trabalho apresenta uma proposta para evidenciar a estratégia de liquidez com limites, usando exclusivamente cartões de crédito, evitando desta forma algum viés de regulamentação.

O uso de dados do Brasil é favorável para o estudo pois os cartões de crédito são o mais populares entre aqueles recentemente desempregados¹ e este país pertence ao grupo de países com sistemas bancários mais concentrados², que inclui Austrália, Canadá, França, Holanda e Suécia, aumentando assim a chance de todos os cartões de crédito ativos de um indivíduo específico estarem na mesma emissora, e conseqüentemente, na mesma base de dados.

¹ Banco Central do Brasil, Relatório de Economia Bancária de 2017, Boxe 1 - Uso de crédito pela população do cadastro Único

² Banco Central do Brasil, Relatório de Economia Bancária de 2017, Boxe 10 - Indicadores de competição

Importante ressaltar que não foram encontrados nenhum outro estudo referente a estratégia de liquidez com cartões de crédito na realidade brasileira. Provavelmente seja consequência da dificuldade na obtenção dos dados proprietários de bancos que, em via de regra, tem seus acessos restritos por causa dos dados sensíveis de seus clientes. Esta dificuldade foi resolvida com o apoio do Banco Itaú-Unibanco, o terceiro maior banco do Brasil em quantidade de clientes³, que forneceu dados de endividamento e cartões de crédito de 43.200 famílias distintas do estado de São Paulo, com mascaramento das informações sensíveis dos clientes, selecionados através de amostras aleatórias estratificadas do período entre setembro de 2016 até dezembro de 2017. Foi utilizado modelo *Probit* para estimar as probabilidades das decisões estudadas, considerando variáveis macroeconômicas e variáveis específicas do cliente, isto é, informações demográficas, de uso e relacionamento com cartão e de endividamento global.

Os resultados gerais apontam uma tendência das famílias atrasarem o cartão de menor limite disponível, evidenciando a liquidez preventiva. Em números, para um indivíduo com dois cartões que está prestes a atrasar pelo menos um, se aumentar a soma total dos limites disponíveis, de R\$ 562 para R\$ 4.587, reduzirá a probabilidade de atraso generalizado dos cartões em 7 pontos percentuais (de 85% para 78%). Usando como referência o cartão de maior fatura, se incrementar o limite disponível deste cartão de R\$ 192 para R\$ 2.462, irá reduzir a chance deste cartão atrasar em 4,7 pontos percentuais (de 60,7% para 55,9%). Além disso foi observado que a escolha pela liquidez preventiva diminui com a idade do dono do cartão (AGARWAL et al., 2009). Estes resultados tem implicações nas políticas econômicas direcionadas para o amortecimento do impacto das crises financeiras nas famílias, e nas estratégias de concessão e recuperação de crédito praticadas pelos bancos.

Este trabalho está dividido em 6 sessões: a primeira sessão contém a revisão bibliográfica do comportamento financeiro das famílias, a segunda sessão com a descrição dos dados utilizados e seus tratamentos, a terceira sessão com os conceitos da metodologia empregada e o *framework* dos modelos, a quarta sessão com os resultados empíricos deste trabalho, a quinta sessão com a discussão sobre os resultados e a última com as conclusões.

³ Ranking de reclamações Banco Central do Brasil, Ranking de Bancos e Financeiras, 4º trimestre de 2020, dados para download - <https://www3.bcb.gov.br/ranking/historico.do>

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Nos Últimos 20 anos houve uma evolução na literatura sobre comportamento financeiro dos consumidores. Em especial, muitos destes textos abordam os motivos que fazem os indivíduos atrasarem o pagamento de uma dívida financeira. Estas abordagens incluem o comportamento financeiro perante a motivos exógenos ao indivíduos, como fatores macroeconômicos, e também abordagens endógenas, relacionado ao comportamento financeiro perante a fatos individuais.

A revisão da literatura está dividida em 7 partes: restrição financeira, contaminação de atraso, fator moral e social, relacionamento e status, experiência e alfabetização financeira, comportamento financeiro das famílias e, no final, uma explicação prévia do mercado de cartão de crédito.

2.1 RESTRIÇÃO FINANCEIRA

A jornada para o entendimento da tomada de decisão financeira em atrasar o pagamento de uma produto de crédito começa pelos motivos de restrição financeira. Esta restrição é derivada do risco de inadimplência causado pelo choque na renda ou choque nas despesas ou a expectativas futuras de ambos os casos. O choque de renda pode ser explicado pela perda de emprego, e nas despesas, representado por gastos inesperadas devido a problemas pessoais como colapso conjugal, luto familiar, longos problemas de saúde, entre outros. Ambos os casos são os responsáveis de não cumprimento das obrigações financeiras da família e são identificados tardiamente pelos eventos de insolvência contidas no bureau de crédito (BARRON; ELLIEHAUSEN; STATEN, 2000), ou preventivamente com o aumento da taxa de desemprego da região (AGARWAL; LIU, 2003; AGARWAL et al., 2009; DENG; QUIGLEY; ORDER, 2000). Com este conhecimento, as instituições financeiras desenvolvem seus *scores* de risco de crédito e utilizam como ferramenta de gestão de risco massificado. As famílias, por sua vez, entendem que o atraso nos pagamentos tem um custo em seu futuro acesso ao crédito (GROSS; SOULELES, 2002). Em outras palavras, o uso de dados demográficos e de crédito possibilita o corte automático de linhas de crédito das famílias com perfil com risco deteriorado e isto é monitorado pelas famílias que desejam manter seus acessos ao crédito.

2.2 CONTAMINAÇÃO DE ATRASO

Uma informação relevante para dimensionar o problema de liquidez familiar é o calote pré-existente de produto de crédito com colateral. Na prática, se um indivíduo estiver em atraso em produto com garantias como imóvel ou veículos, é bem provável que o mesmo não tenha condições de manter em dia qualquer outro tipo de obrigação financeira (SILVA et al., 2018). Este fenômeno é conhecido como contaminação de atraso e sua dimensão varia de acordo com os tipos de créditos envolvidos, isto é, qual crédito é o contaminante e qual é o contaminado. Os produtos que mais contaminam com atraso são o de crédito imobiliário e o de veículos. O fenômeno da contaminação é uma preocupação do Banco Central do Brasil, que determinou, através da Resolução 2682 de 1999, 3º Artigo, que a classificação de risco das operações de crédito deve ser definida considerando a operação de maior nível de risco¹ do mesmo cliente.

2.3 FATOR MORAL E SOCIAL

Além de razões puramente econômicas, ou a expectativa de futura restrição de crédito, os indivíduos podem ter considerações morais que afetam a disposição de entrar em atraso, isto é, decisão pelo calote. A inadimplência pode ser entendida como moralmente errada e, como tal, deve ser evitada a todo custo, ou algum custo significativo (GUISO; SAPIENZA; ZINGALES, 2013; SEILER et al., 2012). Porém a eficácia destas regras morais pode ser afetada por falência, expectativas do futuro, redução de confiança nos bancos e das políticas econômicas, minando assim o senso de justiça. Um ponto relevante sobre o fator moral é que os indivíduos mais jovens e os mais velhos são menos propensos a achar que é moralmente errado atrasar os pagamentos (GUISO; SAPIENZA; ZINGALES, 2009).

2.4 RELACIONAMENTO E STATUS

O relacionamento das instituições financeiras com os indivíduos está correlacionado negativamente com a inadimplência. Tomadores com maior tempo de relacionamento são mais propensos a construir lealdade com credor e, portanto, tornam-se mais relutantes em atrasar o pagamento da dívida do cartão de crédito (PRIHARTONO et al., 2015; MURTHI; STEFFES; RASHEED, 2011). Uma outra abordagem é que a baixa inadimplência vem do monitoramento de crédito mais eficiente em razão da quantidade de informações privadas acumuladas com o tempo pelas instituições financeiras (AGARWAL et al., 2018).

¹ Banco Central do Brasil, Resolução No 2682, onde está determinado os critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa. https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/res/1999/pdf/res_2682_v2_L.pdf

É possível observar empiricamente a correlação da taxa de inadimplências com outras informações associadas ao grau de relacionamento. A probabilidade de inadimplência cresce substancialmente quando aumenta o total de crédito tomado. Pode-se afirmar o mesmo com o acréscimo de quantidade de cartões com o mesmo tomador. Em contra partida, os maiores limites e as menores taxas de juros estão associados a baixa probabilidade de inadimplência (consequência da gestão de crédito do emissores). O programa de milhagem, ferramenta usada para aumentar a fidelidade, também está associado com a baixa taxa de inadimplência.

A ferramenta desenhada para aumentar a fidelização do público alta-renda, os cartões *Premium (Black, Infinity e Platinum)*, provoca um sentimento de status e promove o consumo conspícuo, que tem o objetivo de demonstrar o prestígio individual e a distinção social (BURSZTYN et al., 2017). Provavelmente esta informação deve influenciar nas escolhas financeiras dos indivíduos.

É último ponto sobre relacionamento é o uso dos cartões de crédito como meio da contabilidade mental. Em outras palavras, os consumidores reservam um cartão específico para certas categorias de gastos (por exemplo, um cartão para "férias"outro para "eletrônicos") (PONCE; SEIRA; ZAMARRIPA, 2017), influenciando o grau de relacionamento com o cartão.

2.5 EXPERIÊNCIA E ALFABETIZAÇÃO FINANCEIRA

A existência da variação cognitiva pode influenciar no racional das decisões entre os consumidores. Foi provado empiricamente que homens e mulheres tomam decisões através de processos racionais diferentes, ou seja, reflexões cognitivas distintas, que pode ocasionar conclusões distintas (FREDERICK, 2005; ANTONIDES; GROOT; RAAIJ, 2011). Também foi evidenciado que as decisões financeiras mudam de acordo com a idade, dado o aprendizado através do uso do crédito (AGARWAL et al., 2009) ou pelo incentivo de aumentar as economias para a aposentadoria (GOURINCHAS; PARKER, 2002). Porém todas as habilidades cognitivas decaem na idade avançada, mostrando uma relação em U ao contrário.

Um ponto importante relacionado ao aprendizado, ou alfabetização financeira, é que há uma correlação positiva com tempo de educação. Dado isto, riqueza ou renda podem ser usados como uma proxy de alfabetização financeira (SCHOLNICK; MASSOUD; SAUNDERS, 2008; LUSARDI; TUFANO, 2015). Em resumo, os indivíduos com menor poder de compra geralmente têm níveis mais baixos de alfabetização financeira e são desatentos às suas finanças pessoais (evidenciados pela quantidade de reembolso de cartão de crédito).

2.6 COMPORTAMENTO FINANCEIRO DAS FAMÍLIAS

As famílias têm como fonte de receita exclusivamente o fruto de seu trabalho. Elas não têm fluxo de receita garantida, mas uma estimativa futura de como estará a sua saúde, seu emprego ou os custos por problemas familiares. Em outras palavras, o indivíduo toma decisão financeira com cenários e possibilidade bem distintos de uma empresa.

A tomada de decisão das finanças domésticas pode seguir padrões diferentes dos modelos clássicos de decisão (ANTONIDES; GROOT; RAAIJ, 2011). Como exemplos, existe o padrão de não otimizar as dívidas financeiras, os pagamentos das dívidas e na alocação de recursos da família. Usando casos com cartões de crédito, o primeiro padrão é quando o indivíduo não concentra os débitos no cartão com o menor encargo (AGARWAL et al., 2015; AGARWAL et al., 2009; PONCE; SEIRA; ZAMARRIPA, 2017). O segundo é quando não há concentração dos pagamentos nas faturas com maiores encargos (GATHERGOOD et al., 2019). E o último, que é conhecido como "*Credit Card Debt Puzzle*", o indivíduo prefere pagar elevados encargos de rolagem de dívida em cartões de crédito invés de usar recursos guardados na poupança (GROSS; SOULELES, 2002; ZINMAN, 2007).

Diversos trabalhos se dedicaram em encontrar vieses comportamentais que explicassem os padrões encontrados acima. Entre eles, foram identificados o viés de ancoragem, o "*Matching Behavior*", o comportamento de precaução e da inadimplência estratégica. O viés de ancoragem é quando os tomadores se ancoram no valor mínimo impresso nas faturas, resultando pagamentos com valores menores que o total da fatura (KEYS; WANG, 2019). O "*Matching behavior*" é quando os indivíduos distribuem os recursos de pagamento proporcionalmente aos valores das faturas (GATHERGOOD et al., 2019). O viés de precaução é quando as famílias, prevendo uma necessidade de recursos extras no futuro e redução de acesso ao crédito, guardam recursos próprios através de rolagem de dívidas financeiras com altos encargos (TELYUKOVA, 2013). E por último, viés foco deste trabalho, a inadimplência estratégica. Este viés comportamental é caracterizado quando o tomador, ciente da penalidade moral e da provável restrição do crédito, toma decisão de não cumprir suas obrigações financeiras visando algum benefício. Este benefício pode ser a redução de custos financeiros dado a uma oportunidade legal ou a baixa penalidade de atraso (ELUL et al., 2010; CHAN et al., 2016) ou, um misto de comportamento de precaução e oportunidade legal, quando o indivíduo desvia os recursos de pagamentos de produtos como hipotecas para manter seus outros limites de crédito (JAGTIANI; LANG, 2011), e no caso mais específico, pagar os seus cartões a fim de garantir acesso aos seus limites (COHEN-COLE; MORSE, 2010; ANDERSSON et al., 2013).

Um fato importante é que, apesar do viés de precaução ser considerado fora dos modelos clássicos de decisão financeira, isto é, coexistência de empréstimos com juros altos e

investimentos com juros baixos, as empresas usam este artifício para fazer a gestão de liquidez nos cenários de crise econômica (CAMPELLO et al., 2011).

2.7 MERCADO DE CARTÕES DE CRÉDITO

O estudo tem como objetivo em entender os fatores relevantes na escolha da inadimplência em diferentes cartões de crédito que o consumidor possui. Nesta seção será apresentado a dimensão do mercado de cartão de crédito e a definição de inadimplência deste setor.

A disponibilidade e o tamanho de crédito de um indivíduo é uma função da qualidade de crédito estimada pelas financeiras de crédito. A qualidade de crédito de pessoa física é determinada por *score* de crédito, que é calculado com o uso das informações disponíveis do tomador, que poderá incluir pagamentos atrasados anteriores, quantidade de crédito disponível, taxa de utilização, número de novas contratações de crédito, dados demográficos e informações macroeconômicas.

Cartões de crédito são linhas de crédito pré-aprovadas para os indivíduos que concordam com suas taxas de juros e tarifas apresentados na concessão pelo emissor do cartão. Estas linhas de crédito podem ser aumentadas de acordo com o histórico de pagamentos dos tomadores e geralmente só serão descontinuadas, ou reduzidas, se o tomador não conseguir manter seus pagamentos e dia. Em outras palavras, por se tratar de uma linha de crédito pré-aprovada, a piora do *score* de crédito impactará menos os limites dos cartões dos tomadores que a disponibilidade de crédito para os mesmos.

No mercado brasileiro pode-se realizar o pagamento com cartão (transação) através da modalidade à vista ou parcelado com o lojista. Uma compra parcelada significa que o valor da compra será cobrado em parcelas mensais nas próximas faturas, e o lojista receberá o pagamento também em parcelas mensais do emissor.

Todas as compras efetuadas pelo portador serão cobradas através de faturas, com data fixa de vencimento mensal estabelecida em contrato. Caso a fatura não seja quitada integralmente, mas o pagamento for igual ou superior ao mínimo exigido, é considerada a contratação da modalidade "Rotativo regular". Caso o pagamento seja inferior ao mínimo, é considerada contratação de "Rotativo não regular" e iniciada a contagem de dias de atraso a partir da data do vencimento da fatura.

De acordo com os dados extraídos do Sistema de Informações de Crédito (SCR) do Banco Central do Brasil (BCB), existiam 81.9 milhões de cartões ativos, que resultaram em R\$ 198 bilhões em transações (exceto compras internacionais) em dezembro de 2017².

² BCB, Relatório da estabilidade financeira, abril 2018

O *Non Performance Loan* (NPL) observado em dezembro de 2017, que é um indicador de inadimplência representado pela taxa de cartões ativos com atraso superiores a 90 dias, foi de 6,25% do total da carteira.

3 DADOS

3.1 DADOS DOS CARTÕES

Este trabalho baseia-se em um conjunto de dados proprietários fornecido pelo Itaú-Unibanco, um dos maiores emissores de cartão de crédito do Brasil. Os dados são coletados de amostras aleatórias estratificadas de indivíduos e inclui informações pessoais de crédito tomado.

Foram selecionados 43.200 clientes distintos, com residência no Brasil, no estado de São Paulo, que possuem mais de um cartão ativo, sem fatura em atraso no mês de referência. Para selecionar os clientes que estão passando por dificuldades financeiras, foram escolhidos somente os clientes com pelo menos um cartão que entrou em atraso superior a 60 dias nos 3 meses seguintes.

Estes clientes estão distribuídos homogeneamente entre as referências de setembro de 2016 até dezembro de 2017, com apenas uma ocorrência para cada cliente (ver figura 1). A base contém a fotografia na referência de dados demográficos do cliente (idade, sexo, município e renda líquida estimada), dados de relacionamento do cliente com o cartão (tempo de relacionamento, tipo de cartão, tamanho do limite e compras efetuadas no mês), e valores financeiros atrelados ao cartão (valor da última fatura dos cartões ativos, limites disponíveis, encargos financeiros, valor do último pagamento, etc).

O saldo total da carteira ativa de cartões de crédito contida na base é de R\$ 180,5 milhões distribuídos em 94.420 cartões. Uma das vantagens de usar dados do Itaú-Unibanco é que este banco tem uma parcela relevante do mercado de cartões de crédito (superior a 20%¹) e muitos de seus clientes de cartões não são correntistas deste mesmo banco. A base de clientes contém cartões de parcerias com supermercados e lojas de departamento, reduzindo o viés de seleção de público dado o acesso aos bancos.

As análises foram feitas com o estrato do conjunto de dados fornecido. O estrato contém somente indivíduos com 2 cartões ativos, totalizando 36.522, distribuídos em 73.044 cartões, totalizando um total de R\$ 138 milhões de crédito tomado.

¹ Voto 230/2017 - BCB, de 23 de outubro de 2017, referente à aquisição das operações de varejo do conglomerado financeiro CitiBank pelo conglomerado Itaú-Unibanco e a análise dos aspectos societários, de concentração e de concorrência do Sistema Financeiro Nacional referidos à relativa aquisição. https://www.bcb.gov.br/content/estabilidadefinanceira/ACC/Voto_230_2017-BCB.pdf

Um ponto importante é que o período observado do estudo contempla o impacto no mercado de cartão de crédito causado pelas medidas adotadas em 2017 pelo Banco Central do Brasil (BCB) que limitou o período máximo para o uso de rotativo. Esta medida reduziu a inadimplência e permitiu a queda das taxas. A taxa de juros do cartão de crédito rotativo regular (para aqueles que pagam o saldo mínimo), em termos anualizados, caiu quase pela metade.

Importante lembrar a existência da visão restrita dos cartões dos indivíduos da amostra dado ao critério de seleção e origem dos dados. Apenas 18,8% dos indivíduos tem visão 100% dos cartões ativos. Ou os cartões ativos estão em atraso ou em outra instituição financeira, levando assim a uma visão seletiva dos cartões.

3.2 ENDIVIDAMENTO SCR

Para visualizar o comprometimento da renda, foram adicionadas as informações do sistema de informações de crédito do Banco Central do Brasil (BCB), que mantém todos os registros de operações de crédito com valores superiores a R\$ 200. As informações das dívidas financeiras estão sumarizadas e divididas em faixas de dias de vencimentos das parcelas e faturas a vencer, faixas de atraso e modalidades de crédito. As modalidades permitem dividir as dívidas com veículos, imóveis, empréstimos consignados, parcelados, cheques especiais e cartões. No total, os 36.522 indivíduos do estudo têm somados R\$ 2,9 Bilhões de crédito, distribuídos em diversas modalidades.

3.3 DADOS MACROECONÔMICOS

Para capturar a expectativa dos indivíduos em relação a economia e, conseqüentemente, sobre a futura manutenção de seus empregos, são utilizados a série histórica das taxas de desocupação, para o Estado de São Paulo gerados trimestralmente com a Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílio contínua (PNAD contínua) do IBGE. Para a expectativa da inflação, a taxa histórica da mediana da previsão de variação de preços IPCA (Índice de Preços para Consumidor Amplo) do Focus, mensal e a anual suavizada, gerados pelo BCB.

3.4 TRATAMENTO DOS DADOS

Como é habitual, os nomes, endereços, CPF e número dos cartões foram excluídos para garantir o sigilo dos dados sensíveis. No entanto, eles fornecem informações de codificação geográfica (CEP) que nos permitem corresponder a esses créditos pessoais com informações do censo do Brasil.

Para proteger as informações estratégicas da carteira de cartões de crédito do Itaú Unibanco, optou-se em amostrar quantidade fixa de 2.700 indivíduos por mês, com dois ou mais cartões ativos em dia, com saldo remanescente ou fatura recém paga na referência e que, pelo menos um cartão entrou em atraso igual ou superior 60 dias na janela de três meses seguintes a fotografia.

Estes dados, de natureza empírica, apresentaram algumas inconsistências em diversas informações. Como exemplo, existiam indivíduos com nove anos de idade, renda líquida estimada de 388 mil reais, e total dívida de 12 bilhões de reais.

Para tratá-los foi aplicado a técnica de winsorização (LUSK; HALPERIN; HEILIG, 2011) para minimizar os impactos dos *outliers*.

Por fim, as variáveis de natureza financeira, como valor dos limites, saldos financeiros e renda, sofreram uma transformação através do $\text{LN}(x+1)$, após o winsorização, para reduzir a escala da volatilidade.

3.5 ESTATÍSTICAS BÁSICAS

A população do estudo é um estrato do mercado brasileiro. Pelos comparativos com os dados disponíveis no Relatório de Economia Bancária de 2017, feito pelo Banco Central, ele representa um público ligeiramente diferente do total dos consumidores de crédito do Brasil. O público alvo deste estudo, além de não contemplar cartões corporativos, tem uma incidência maior de cartões intermediários (*Gold* e Internacional) se comparado ao mercado brasileiro, ver tabela 1.

Tabela 1 – Comparação de distribuição de tipos de cartão: Brasil vs. Estudo

		Brasil				
ano	trimestre	Corporativo	Premium	Intermediário	Básico	Outros
2016	III	5,3%	10,8%	16,1%	66,7%	1,1%
	IV	5,2%	11,1%	16,0%	66,6%	1,0%
2017	I	5,4%	11,0%	16,0%	66,4%	1,2%
	II	5,5%	11,1%	16,3%	65,9%	1,2%
	III	6,2%	11,6%	17,3%	63,7%	1,2%
	IV	6,4%	11,4%	17,2%	63,7%	1,2%

		Estudo				
ano	trimestre	Corporativo	Premium	Intermediário	Básico	Outros
2016	III	-	14,5%	33,4%	52,1%	-
	IV	-	15,3%	33,5%	51,3%	-
2017	I	-	15,4%	33,2%	51,4%	-
	II	-	15,9%	32,8%	51,3%	-
	III	-	15,5%	32,5%	52,1%	-
	IV	-	17,5%	33,5%	49,1%	-

Pelos critérios de seleção, os cartões avaliados não estão em atraso no momento da avaliação. Porém é possível identificar, entre os indivíduos da referência de dezembro de 2017, que 12,1% destes estavam com rotativo não regular até o momento da geração da fatura. Esse valor é quase o dobro do observado na mesma referência na população brasileira (6,6%), indicando uma situação financeira mais delicada entre os indivíduos analisados, ver tabela 2.

Tabela 2 – Comparação de perfil e uso de cartão Brasil e Estudo (Dez/2017)

item	Apenas à vista ou parc. Com lojista		Rotativo regular		Rotativo não regular	
	Brasil	Estudo	Brasil	Estudo	Brasil	Estudo
idade	40,3 (12,6)	42,4 (12,8)	40,5 (13,0)	41,7 (12,1)	36,7 (12,6)	41,2 (12,4)
Renda	3.437 (5.354)	2.506 (2.919)	2.302 (3.551)	2.336 (2.761)	1.751 (2.823)	2.430 (2.933)
Saldo devedor no cartão de crédito	3.437 (5.611)	1.939 (3.059)	3.831 (6.522)	2.296 (3.250)	3.510 (7.192)	1.727 (2.835)
número de indivíduos	14.530.944	2.297	9.878.152	1.758	1.726.662	563

Fonte: Banco Central do Brasil - Relatório de Economia Bancária – 2017, Tabela B2.1 – Cartão de crédito, Perfil de usuários mapeados - Dezembro de 2017
Valores apresentados do Estudo são médias da base amostrada na referência de Dezembro de 2017.
Desvios padrões estão entre parênteses ().

Segue abaixo as estatísticas descritivas da base estudada. As informações estão divididas entre indicadores e variáveis numéricas.

Tabela 3 – Estatística descritiva dos principais indicadores (variáveis binárias)

Grupo	Variável	%População
Cognitivo	Sexo Feminino	45,97%
Relacionamento	Apenas cartões Premium	9,57%
	Cartões Mistos	12,53%
	Apenas cartões não Premium	77,90%
Endividamento	Financiamento com atraso acima de 60 dias	27,83%
	Financiamento com veículos	24,73%
	Financiamento com veículos com atraso acima de 60 dias	3,01%
	Financiamento imobiliário	9,81%
	Financiamento imobiliário com atraso acima de 60 dias	1,52%
	Cartão com atraso acima de 60 dias	11,24%
	Apenas à vista ou parcelamento com lojista	31,52%
	Pelo menos um cartão com Rotativo Regular	12,18%
	Pelo menos um cartão pago em atraso - Rotativo Não Regular	56,30%
Estratégia	Escolha pelo atraso	80,88%
Total da população		36.522

Através dos indicadores, na tabela 3, é possível inferir que o stress financeiro dos indivíduos analisados é de moderado a alto: 56,3% dos indivíduos que pagaram em atraso pelo

menos uma das faturas entre os cartões analisados e 27,8% tem, na referência, algum financiamento em atraso por mais de 60 dias. Mesmo assim, foi observado que 80,9% destes indivíduos decidiram não atrasar todos os cartões na janela de três meses após a referência.

Tabela 4 – Estatística descritiva das principais variáveis numéricas

Grupo	Variável	Média	Desv pad	missing	Min	P25	P50	P75	Max	Obs
Estratégia de escolha	Valor total a ser pago no próximo mês de financiamento - SCR	9.076	13.219	0	0	1.947	4.492	10.188	103.452	36.522
	Soma dos limites disponíveis dos cartões analisados	4.027	6.360	0	0	563	1.636	4.588	59.970	36.522
Demográficos	Idade (anos)	43	13	0	22	33	41	51	76	36.522
	Renda líquida mensal (sem imposto)	2.526	2.942	0	285	1.010	1.375	2.625	17.636	36.522
Relacionamento	Máximo de tempo de relacionamento (meses)	78	56	0	0	35	69	104	503	36.522
	Quantidade de cartões analisados	2	0	0	2	2	2	2	2	36.522
	Valor total de compras no mês	1.205	1.678	0	0	189,9	620,12	1.494	14.018	36.522
	Soma dos limites dos cartões analisados	7.765	9.269	0	400	1.980	4.250	9.880	60.000	36.522
Endividamento global	Valor total da dívida do indivíduo - SCR	79.193	151.826	0	0	6.805	24.013	76.564	1.597.408	36.522
	Valor total da dívida em cartões - SCR	43.157	75.644	0	0	5.221	15.234	43.299	474.803	36.522
	%Cartão no total da dívida	68%	19%	0	0	53%	60%	84%	100%	36.522
	Soma dos juros (rotativos) cobrados nos cartões analisados	116	251	0	0	0	19	115	2.627	36.522
	%Uso da soma dos limites dos cartões analisados	53%	30,07%	0	0%	31%	55%	76%	379%	36.522

legenda: Desv pad - Desvio padrão, Missing - Dados Faltantes

Pela tabela 4 é possível observar que a base de dados contém um público bem heterogêneo, isto é, com indivíduos com realidades bem distintas. Temos indivíduos jovens de 22 anos, com acesso a limites de cartão de crédito de 400 reais, como tem indivíduos de 76 anos com mais de 40 mil reais de limites. Pontos que chamam atenção é a existência de indivíduos que tem mais de 400 mil reais em dívida em cartões de crédito, compras mensais no valor de 14 mil reais e clientes com uso de 379% de seu limite de cartão de crédito.

Em resumo, o indivíduo mediano (percentil 50) desta base tem 42 anos, com renda líquida de R\$ 1.423, endividamento mensal de R\$ 4.492 e dívida financeira total de R\$ 24.013, onde o cartão de crédito representa 60% deste valor. Entre os cartões analisados deste indivíduo, o valor total das compras mensais é R\$ 620 e do limite R\$ 4.250, com 55% deste valor já tomado.

4 METODOLOGIA

O objetivo é elucidar a decisão de atraso individual do cartão dos consumidores que estão enfrentando dificuldades financeiras. As dificuldades financeiras abordadas pelos indivíduos devem ter motivos e magnitudes heterogêneos, porém os seus resultados devem ser homogêneos. Dado isto, um modelo estatístico será a ferramenta da análise pois consegue identificar um conjunto de decisões em comum avaliando uma população altamente heterogênea.

4.1 MODELO ESTATÍSTICO

O estudo será dividido em duas etapas. A primeira etapa será avaliar estatisticamente se a dificuldade financeira influencia na escolha pelo atraso seletivo ao invés de atrasar todos os cartões (generalizado) e a segunda etapa se o tamanho do limite foi levado em consideração ao selecionar o cartão com maior fatura para o atraso (escolha mais provável dado o problema de liquidez mensal).

Ambas as perguntas têm variáveis respostas binárias. A primeira etapa é "Atraso seletivo ou generalizado", e a segunda é "atraso no cartão de maior fatura ou não". Os modelos estatísticos mais populares na econometria para análises de respostas binárias são o *Logit*¹ e *Probit*².

Os modelos *Logit* e *Probit* foram desenhados para modelar o fenômeno Y cuja natureza é dicotômica, isto é, que ela pode assumir somente dois valores, uma na ocorrência do evento ($Y = 1$) e outra para não ocorrência ($Y = 0$). O evento segue a distribuição *Bernoulli* descrita pelo parâmetro $\Pr(Y)$ a probabilidade de o evento acontecer. A determinação de $\Pr(Y)$ é obtida através de um conjunto de variáveis independentes $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_k$ e seus correspondentes parâmetros $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ que se relacionam com a variável resposta Y através de uma função link não linear G . Esta função é responsável em mapear o índice sem restrições de valores $Y^* = \beta_1 \mathbf{X}_1 + \beta_2 \mathbf{X}_2 + \dots + \beta_k \mathbf{X}_k$ dentro do espaço de probabilidade $[0,1]$:

$$\Pr(Y) = G(Y^*) \quad (4.1)$$

No modelo *Logit*, a função link G é a densidade acumulada da logística:

¹ Usado nos artigos de escolha de atraso (ELUL et al., 2010; ANDERSSON et al., 2013)

² Usado nos artigos de escolha de atraso (JAGTIANI; LANG, 2011; CHAN et al., 2016)

$$G(Y^*) = \Lambda(Y^*) = \frac{1}{1 + \exp(-Y^*)} \quad (4.2)$$

Para os modelos *Probit*, é usada a função densidade acumulada da normal Gaussiana:

$$G(Y^*) = \Phi(Y^*) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{Y^*} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) dx \quad (4.3)$$

Ambos os modelos têm distribuição semelhantes, exceto nas caudas, onde a logística é mais pesada. Para valores intermediários, entre -1,2 e 1,2, as duas fornecem probabilidades semelhantes. A distribuição logística tende a fornecer probabilidades mais pesadas que a normal quando Y^* for muito pequeno (e menores quando Y^* for muito grande). De modo geral, é esperado as previsões diferentes entre os dois modelos quando existem: (i) poucos eventos ou poucos não eventos e (ii) quando uma variável independente importante tiver uma variabilidade muito grande, principalmente quando combinado com a situação anterior.

Em relação aos coeficientes do *Logit* e *Probit*, dado as suas naturezas não lineares, as interpretações são mais complexas do que dos coeficientes da regressão linear (OLS). Em outras palavras, o efeito marginal na alteração de uma variável explicativa é relativo ao conjunto de dados das demais variáveis. (BERRY; DEMERITT; ESAREY, 2010). Por este motivo, muitos pesquisadores relatam apenas a significância e o sinal dos coeficientes, não salientando a importância econômica dos coeficientes encontrados.

Para avaliar os efeitos marginais existem 3 abordagens técnicas: Efeito Marginal em relação a Média (MEM), Efeito Marginal em relação a valores Representativos (MER) e Média do Efeito Marginal (AME). A primeira abordagem (MEM) mensura o efeito marginal da variável foco com o uso do valor médio em todas as demais variáveis explicativas. A segunda abordagem é equivalente a primeira, mudando apenas de valores médios da população, para valores previamente dados de interesse ao estudo. E a terceira abordagem (AME), mais sofisticada, calcula a média dos efeitos marginais mensurados em cada observação, individualmente, considerando a combinação das demais variáveis explicativas.

Apesar do MEM ser amplamente usado, muitos pesquisadores criticam a sua aplicação: é possível encontrar pessoas com 47,57 anos, mas não é possível encontrar uma pessoa com 52,5% de sexo feminino (WILLIAMS, 2012). Além disso, as médias são apenas um dos muitos conjuntos possíveis de valores que podem ser usados, e provavelmente, não exista uma pessoa real com este conjunto de valores. Por essas e outras razões, muitos pesquisadores preferem AME.

Neste trabalho foi empregado o modelo *Logit*. As análises dos resultados, a seguir, foram feitas através de interpretações de significância, sinais e mensuração de AME dos coeficientes das variáveis explicativas estudadas.

4.2 FRAMEWORK DOS MODELOS

Os modelos têm o objetivo de avaliar se existe uma escolha racional em selecionar alguns cartões para o atraso ao invés de atraso generalizado dos mesmos. Isto será através da evidência que os limites disponíveis dos cartões influenciam na decisão. Se sim, possivelmente as famílias ponderam que o acesso aos limites é tão importante quanto redução dos custos dos encargos ou aumento de liquidez mensal decorrente das renúncias das dívidas dos cartões. Será considerado, como premissa, o fator moral e social como principal guia na decisão pela escolha (GUIZO; SAPIENZA; ZINGALES, 2009) e esta escolha é guiada pela incapacidade de efetuar o pagamento (ANDERSSON et al., 2013). Isso será capturado pelo comprometimento mensal com dívidas financeiras, isto é, quanto maior comprometimento, maior a chance de atrasar o cartão com a maior fatura.

As avaliações serão feitas em duas etapas. A primeira etapa, identificada como Análise 1, irá mensurar a influência destas informações na decisão de ter um atraso seletivo ao invés de atrasar todos os cartões disponíveis.

$$\Pr(\text{Atraso seletivo})_{m,i} = \Phi\left(\alpha + \beta_1 Lim_i + \beta_2 Com_i + \sum_j \beta_{3,j} Demo_{j,i} + \sum_k \beta_{4,k} Relac_{k,i} + \sum_l \beta_{5,l} Endiv_{l,i} + \sum_p \beta_{6,p} Macr_{p,m}\right) \quad (4.4)$$

Onde m é o índice das informações consolidadas por mês (data da referência), i das informações consolidadas por indivíduos, j a quantidade de variáveis demográficas utilizadas no modelo, k a quantidade de variáveis de relacionamento com os cartões, l a quantidade de variáveis de endividamento e p a quantidade de variáveis macroeconômicas.

É esperado que as decisões sejam racionais na Análise 1, isto é, que na equação acima o sinal seja positivo para o coeficiente da soma dos valores dos limites disponíveis para compras dos cartões do indivíduo (Lim_i) e negativo para o do comprometimento mensal com dívidas financeiras (Com_i).

Para controle das variáveis analisadas, foram adicionadas informações demográficas dos indivíduos, grau de relacionamento com os seus cartões, endividamento global discriminados por tipo de produto financeiro e variáveis macroeconômicas ao modelo.

O grupo de informações demográficas tem o objetivo de controlar a diversidade da educação financeira e moral existente entre os tomadores, contendo informações como sexo, idade e renda. Estão identificados nas equações por $\sum_j Demo_{j,i}$.

O grupo de informações referente ao relacionamento $\sum_k Relac_{k,i}$ tem a finalidade de controlar o viés causado pela fidelidade, status e contabilidade mental. Contém informações como tempo de relacionamento, indicador de cartão premium e concentração de compras.

O endividamento do indivíduo, $\sum_l Endiv_{l,i}$, tem o objetivo de controlar a restrição financeira e o nível de liquidez dos indivíduos. Estão incluídas informações como saldo do endividamento global, endividamento com veículos, endividamento com imóveis, cartões e outros, atrasos vigentes, etc.

E por último, o grupo informações macroeconômicas $\sum_p Macr_{p,m}$, que tem o objetivo de capturar a insegurança atual ou a expectativa geral dos indivíduos sobre seu futuro fluxo de renda ou possíveis impactos em seus custos. As informações mapeadas são a Taxa de Desocupação do PNAD Contínua³, gerado pelo IBGE, e o Focus do IPCA⁴, gerado pelo Banco central.

Em resumo, a equação (4.4) tem o objetivo de elucidar quais são as informações que aumentam/diminuem a probabilidade da escolha pelo atraso seletivo dos cartões.

A segunda etapa, identificada como Análise 2, irá mensurar se a escolha do cartão também é racional. Isto é, se as mesmas informações influenciam na decisão de atrasar um cartão específico além, é claro, o próprio valor da fatura. Neste estudo foi escolhido o cartão com o maior valor de fatura pois é o naturalmente escolhido caso exista a incapacidade de pagamento (ANDERSSON et al., 2013).

$$\Pr(\text{Atraso maior fatura})_{m,i} = \Phi \left(\alpha + \beta_1 Lim_i + \beta_2 Com_i + \beta_3 Fat_i + \sum_j \beta_{4,j} Demo_{j,i} + \sum_k \beta_{5,k} Relac_{k,i} + \sum_l \beta_{6,l} Endiv_{l,i} + \sum_p \beta_{7,p} Macr_{p,m} \right) \quad (4.5)$$

A equação (4.4), assim como a equação (4.4), tem informações consolidadas por indivíduos ou por data de referência (mês). Para controle das variáveis analisadas, também foram

³ Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílio Contínua - Taxa de desocupação das pessoas de 14 anos ou mais de idade, na semana da referência, dados do Estado de São Paulo

⁴ Relatório Focus do Banco Central do Brasil - IPCA inflação acumulada para os próximos 12 meses suavizada (Mediana) e IPCA variação mensal (Mediana)

adicionadas informações demográficas dos indivíduos, grau de relacionamento com os seus cartões, endividamento global discriminados por tipo de produto financeiro e variáveis macroeconômicas ao modelo.

É esperado que as decisões sejam racionais nas duas análises e que, na equação (4.5), sinal negativo para o coeficiente do valor do limite disponível do cartão de maior fatura (Lim_i), positivo para o do valor do comprometimento mensal (Com_i) e positivo para o coeficiente do valor da fatura (Fat_i).

O grupo de informações de relacionamento $\sum_k Relac_{k,i}$ é referente ao cartão de maior fatura na equação (4.5), diferente da visão global existente na equação (4.4).

Em resumo, a equação (4.5) tem o objetivo de elucidar quais são as informações relevantes que aumentam/diminuem a probabilidade de escolher para o atraso o cartão com a maior fatura.

4.3 VARIÁVEL RESPOSTA

Na amostra do estudo, todos os indivíduos estão passando por dificuldades financeiras. Foi escolhido como termômetro de dificuldade financeira a inadimplência no cartão de crédito, com atraso igual ou superior a 60 dias (BARRON; ELLIEHAUSEN; STATEN, 2000), (ELUL et al., 2010). Diferentemente do atraso de 30 dias, a maior parte dos indivíduos que chegam aos 60 dias chegará aos 90 dias⁵ (COHEN-COLE; MORSE, 2010). Atraso de 60 dias também é o momento que o limite dos cartões dos inadimplentes são cancelados pelos emissores de cartão, conseqüentemente reduzindo o incentivo dos inadimplentes regularizarem suas dívidas.

Para a equação (4.4) o evento ($Y = 0$) significa que todos os cartões entraram em atraso em uma janela de três meses e o evento ($Y = 1$) caso contrário, isto é, o indivíduo fez a opção pelo atraso seletivo. Para a equação 4.5, o evento ($Y = 0$) significa que o cartão de maior fatura não entrou em atraso e o evento ($Y = 1$) para caso contrário.

⁵ Resolução do BCB 2.682, Art 9o, declara que instituições financeiras não podem reconhecer contabilmente juros contabilizados após 60 dias de atraso, dado a improbabilidade de recuperação do crédito.

5 RESULTADOS E INTERPRETAÇÃO

5.1 ANÁLISE 1: O QUE DETERMINA O ATRASO SELETIVO?

Para esta análise foi utilizado o extrato mencionado na seção 3.5, com 36.522 indivíduos com somente dois cartões ativos distribuídos entre setembro de 2016 até dezembro de 2017.

A equação (4.4) foi estimada através do modelo *Logit*, com a seleção prévia das variáveis explicativas mais relevantes e uso da correlação de *Pearson* (inferior a 0.5 com as demais variáveis) como critério de permanência no modelo (ver tabela 11). A variável resposta utilizada foi o indicador que a família escolheu um dos cartões para atrasar mais de 60 dias, ao invés dos dois cartões, representando 82% da população.

Provavelmente existe um risco potencial dos parâmetros estimados do modelo estarem correlacionados com variáveis omitidas que também impactam na probabilidade da escolha. Por este motivo, foi verificado a robustez do resultado através da expansão gradual das variáveis explicativas de controles.

Na prática, foram estimados 5 modelos: O modelo (1), contém apenas as variáveis mais importantes, ou seja, o total de limite disponível e o endividamento mensal, o modelo (2) com adição das informações demográficas, o modelo (3) com adição das informações de relacionamento, o modelo (4) com adição das variáveis sobre os endividamentos e, por último, o modelo (5) gerado somente com as principais variáveis e as variáveis macroeconômicas.

Os resultados das regressões logo abaixo, contidas na tabela 5. Na tabela estão os valores dos coeficientes e suas significâncias. Seus respectivos efeitos marginais serão abordados juntos com a interpretação dos resultados.

Tabela 5 – Modelos com os fatores que influenciam na escolha por atraso de apenas um cartão

Grupo	Variáveis	modelo (1)	modelo (2)	modelo (3)	modelo (4)	modelo (5)
intercepto	Intercepto	1,8155*** (0,0992)	0,4944** (0,2354)	0,2001 (0,2484)	0,3537 (0,252)	0,3939 (0,4267)
Estratégia de escolha	Log do valor do limite disponível no cartão	0,2441*** (0,0079)	0,3376*** (0,028)	0,3555*** (0,0281)	0,3509*** (0,0281)	0,3508*** (0,0281)
	Log do valor total a ser pago no próximo mês de financiamento	-0,2496*** (0,0115)	-0,2626*** (0,013)	-0,2366*** (0,0134)	-0,2583*** (0,0154)	-0,2581*** (0,0154)
Demo.	Idade (anos)		0,0261*** (0,0078)	0,0255*** (0,0079)	0,026*** (0,0079)	0,026*** (0,0079)
	Idade*idade		0 (0,0001)	0 (0,0001)	0 (0,0001)	0 (0,0001)
	Log do valor do limite disponível * Idade		-0,0024*** (0,0006)	-0,003*** (0,0006)	-0,0029*** (0,0006)	-0,0029*** (0,0006)
Relac.	Renda Mensal Líquida		0,0437** (0,0212)	0,0313 (0,0235)	0,0255 (0,0237)	0,0254 (0,0237)
	Sexo Feminino		0,2454*** (0,0281)	0,2134*** (0,0283)	0,2231*** (0,0285)	0,2232*** (0,0285)
	tempo de relacionamento (meses)			0,003*** (0,0003)	0,003*** (0,0003)	0,003*** (0,0003)
Endiv.	Indicador se ambos os cartões são premium			-0,3415*** (0,0536)	-0,3319*** (0,0538)	-0,3319*** (0,0538)
	Indicador se um cartão é premium e outro não			-0,0307 (0,0472)	-0,024 (0,0473)	-0,0239 (0,0473)
	Indicador se um cartão tem programa de milhagem e outro não			0,1225*** (0,0304)	0,1223*** (0,0305)	0,1223*** (0,0305)
	Indicador financiamento imobiliário				0,1306** (0,0513)	0,1304** (0,0513)
Macro	Indicador financiamento com veículos				0,0897*** (0,0345)	0,0896*** (0,0345)
	Indicador de outro tipo de financiamento				0,0712* (0,0394)	0,0705* (0,0394)
	Indicador de algum cartão do cliente com atraso				-0,0478 (0,0423)	-0,0462 (0,0432)
	Indicador financiamento imobiliário com atraso				0,1959 (0,1199)	0,1958 (0,1199)
	Indicador financiamento com veículos com atraso				-0,2096*** (0,0763)	-0,2098*** (0,0764)
	Indicador atraso em outro tipo de financiamento				-0,1063*** (0,0355)	-0,1071*** (0,0357)
	IPCA anual prevista pelo FOCUS na referência					0,0048 (0,0374)
IPCA próximo mês prevista pelo FOCUS na referência					-0,0727 (0,1235)	
Macro	Taxa de Desocupação na referência					-0,0026 (0,0231)
	R ² ajustado	0,0518	0,0585	0,0677	0,0693	0,0693
	Observações	36.522	36.522	36.522	36.522	36.522

Nota: A variável dependente em todos os modelos é o indicador que representa que o cliente fez a escolha de um cartão para atrasar mais de 60 dias (1) ao invés de atrasar 60 dias ou mais todos os cartões analisados (0). Os erros padrões estão reportados nos parênteses e foi adotado a seguinte convenção: ***p<0,01, **p<0,05 e *p<0,1
R2 ajustado – Cox-Snell(1989), Nagelkerke (1991)

Os coeficientes estimados das duas principais variáveis são estatisticamente significativos com p-valor inferior a 0,01, mostrando uma provável racionalidade no evento de escolher um cartão para a inadimplência. A probabilidade relativa da escolha seletiva aumenta de acordo com o aumento do limite disponível em jogo. Como exemplo, se aumentar o limite disponível de R\$ 563 para R\$ 4.588, que representa a amplitude interquartil da amostra (ver tabela 4), a probabilidade de selecionar um cartão sobe 6,9 pontos percentuais (AME), isto é, a probabilidade sai de 78% para 85%. Na mesma forma, se aumentar o montante total do endividamento mensal de R\$ 1.947 para R\$ 10.188, também amplitude interquartil, a probabilidade de fazer a seleção reduz de 84% para 78%, totalizando um efeito marginal médio de -6,3% ponto percentuais (p.p.).

Segue abaixo a tabela com a Média dos Efeitos Marginais (AME) das principais variáveis, cujos os efeitos de cada observação foram obtidos através dos impactos descritos na coluna Delta.

Tabela 6 – Média do efeito marginal (AME) dos fatores que influenciam na escolha por atraso de apenas um cartão

Grupo	variável	AME	desvPad	P5	P50	P95	Delta
Estratégia de escolha	Log do valor do limite disponível no cartão*	6,9%	2,15%	3,50%	6,82%	10,56%	Q3 – Q1
	Log do valor total a ser pago no próximo mês de financiamento	-6,3%	1,77%	-9,49%	-6,22%	-3,57%	Q3 – Q1
Demo.	Idade (anos)*	1,5%	1,81%	-0,42%	1,11%	4,88%	Q3 – Q1
	Sexo Feminino	3,3%	0,96%	1,76%	3,23%	4,98%	(1) - (0)
Relac.	tempo de relacionamento (meses)	3,1%	0,84%	1,85%	3,06%	4,65%	Q3 – Q1
	Indicador se ambos os cartões são premium	-5,3%	1,42%	-7,69%	-5,26%	-2,93%	(1) - (0)
	Indicador se um cartão tem programa de milhagem e outro não	1,8%	0,53%	0,95%	1,76%	2,73%	(1) - (0)
Endivid.	Indicador financiamento imobiliário	1,9%	0,58%	0,97%	1,83%	2,89%	(1) - (0)
	Indicador financiamento com veículos	1,3%	0,40%	0,68%	1,29%	2,01%	(1) - (0)
	Indicador financiamento com veículos com atraso	-2,2%	0,96%	-4,21%	-1,98%	-1,01%	(1) - (0)
	Indicador atraso em outro tipo de financiamento	-1,6%	0,47%	-2,43%	-1,59%	-0,86%	(1) - (0)

O cálculo do AME foi levando em consideração o impacto dado pela amplitude interquartil (Q3 – Q1) para as variáveis contínuas e valores 1 ou 0 para variáveis dummies (indicadores).

(*) Foi considerado o impacto da interação entre idade e log do valor do limite.

(**) Ao atribuir o impacto de financiamento de veículo em atraso foi considerado também o impacto da existência de financiamento de veículo com o cliente.

Como previsto, a maioria das variáveis de controle têm significância estatística. As variáveis referentes à experiência e educação financeira, relacionamento e endividamento entraram no modelo sem prejudicar a dimensão do impacto e o sentido das principais variáveis investigadas.

Porém, entre eles, algumas variáveis se demonstraram não significativas ($p\text{-valor} > 0,05$), entre elas a renda líquida do cliente, atraso em outros cartões e as variáveis macroeconômicas.

Entre os coeficientes das variáveis de controle com maior significado econômico (AME), se destacaram o sexo do portador do cartão, o indicador se o cliente tem apenas cartões tipo *premium* e o tempo máximo de relacionamento com os cartões. A média dos efeitos marginais destas variáveis são respectivamente 3,3 p.p., -5,3 p.p. e 3,3 p.p..

Em outras palavras, pessoas do sexo masculino tem 79% de chance de fazer a seleção do cartão, enquanto o sexo feminino, 83%. O fato das famílias terem dois cartões *premium*, a

probabilidade cai de 81% para 76%, e se o tempo de relacionamento com o cartão aumentar de 3 anos para 8, a probabilidade sobe de 79% para 82%.

As reflexões sobre os resultados serão descritas na sessão de discussão sobre os resultados (Sessão 6).

5.2 ANÁLISE 2: O QUE DETERMINA O ATRASO DO CARTÃO COM MAIOR FATURA?

Nesta sessão, serão investigadas as informações relevantes para a decisão pelo atraso do cartão com maior fatura. Para esta análise foram selecionados indivíduos da base da análise 1 que optaram em fazer a escolha, totalizando 29.540 observações.

A equação (4.5) foi estimada através do modelo *Logit*, com a seleção prévia das variáveis explicativas utilizando os mesmos critérios da equação (4.4) (ver tabela 12). A variável resposta é o atraso maior que 60 dias do pagamento do cartão de maior fatura, e 59% dos indivíduos têm atraso neste cartão.

Provavelmente também existe um risco potencial dos parâmetros estimados do modelo estarem correlacionados com algumas variáveis omitidas correlacionadas com a inadimplência. Logo, foi adotado o mesmo recurso da expansão gradual do número de variáveis explicativas de controle observado na análise 1.

Foram estimados 5 modelos, separados pelos mesmos grupos da análise 1. Os resultados das regressões estão logo abaixo, contidas na tabela 5. Na tabela estão os valores dos coeficientes e suas significâncias. Seus respectivos efeitos marginais serão abordados juntos com a interpretação dos resultados.

Tabela 7 – Modelos com os fatores de escolha de atrasar o cartão com maior fatura

Grupo	Variáveis	modelo (1)	modelo (2)	modelo (3)	modelo (4)	modelo (5)
intecepto	Intercepto	-0,5805*** (0,0814)	-0,4752*** (0,1186)	-0,3817*** (0,1268)	-0,3639*** (0,1297)	-0,8556** (0,3338)
Estratégia de escolha	Log do valor do limite disponível no cartão com a maior fatura	-0,0971*** (0,0058)	-0,0988*** (0,006)	-0,0918*** (0,0061)	-0,0817*** (0,0061)	-0,0816*** (0,0061)
	Log do valor total a ser pago no próximo mês de financiamento	0,1522*** (0,0103)	0,1512*** (0,0111)	0,1445*** (0,0112)	0,1018*** (0,0132)	0,1019*** (0,0132)
	Log do valor da fatura do cartão com maior a maior fatura	0,0427*** (0,0089)	0,0446*** (0,009)	0,0761*** (0,0093)	0,0918*** (0,0095)	0,0915*** (0,0095)
Demo.	Idade (anos)		0,003*** (0,001)	0,0032*** (0,001)	0,0026** (0,0011)	0,0026** (0,0011)
	Renda Mensal Liquida		-0,0249 (0,018)	-0,0142 (0,0187)	-0,0197 (0,0189)	-0,0198 (0,0189)
	Sexo Feminino		-0,0919*** (0,0244)	-0,0949*** (0,0246)	-0,0914*** (0,0248)	-0,0913*** (0,0248)
Relac.	tempo de relacionamento (meses) com o cartão com a maior fatura			-0,0008*** (0,0003)	-0,0006** (0,0003)	-0,0006** (0,0003)
	Indicador se o cartão com a maior fatura é o único Premium			-0,0904** (0,0463)	-0,0961** (0,0465)	-0,0958** (0,0465)
	Indicador se o cartão com a maior fatura é o único com programa de milhagem			-0,0885*** (0,0307)	-0,0844*** (0,0308)	-0,0845*** (0,0308)
	% Concentração das compras no cartão com maior fatura			-0,4706*** (0,0333)	-0,4569*** (0,0335)	-0,4563*** (0,0335)
Endiv.	Indicador financiamento imobiliário				-0,1194** (0,0453)	-0,1202*** (0,0453)
	Indicador financiamento com veículos				-0,0442 (0,0313)	-0,0442 (0,0313)
	Indicador de outro tipo de financiamento				0,2358*** (0,0322)	0,236*** (0,0322)
	Indicador de algum cartão do cliente com atraso				0,1118*** (0,0405)	0,1026** (0,0413)
	Indicador financiamento imobiliário com atraso				0,1173 (0,1098)	0,1173 (0,1098)
	Indicador financiamento com veículos com atraso				0,0362 (0,0792)	0,035 (0,0792)
	Indicador atraso em outro tipo de financiamento				0,2372*** (0,034)	0,2419*** (0,0342)
Macro.	IPCA anual prevista pelo FOCUS na referência					0,0235 (0,0332)
	IPCA próximo mês prevista pelo FOCUS na referência					0,0179 (0,1086)
	Taxa de Desocupação na referência					0,0288 (0,0205)
	R ² ajustado	0,0252	0,0262	0,0365	0,0437	0,0438
	Observações	29.540	29.540	29.540	29.540	29.540

Nota: A variável dependente em todos os modelos é o indicador que representa que o cartão com maior fatura ficou em atraso por mais de 60 dias na janela de 3 meses (1) ao invés de se manter em dia¹(0). Os erros padrões estão reportados nos parênteses e foi adotado a seguinte convenção: ***p<0,01, **p<0,05 e *p<0,1
R2 ajustado – Cox-Snell(1989), Nagelkerke (1991)

A probabilidade média de um indivíduo atrasar o cartão de maior fatura é 59%. Portanto, quando o coeficiente de uma variável explicativa for positivo, indica que este fator torna mais provável o atraso do cartão. Se o parâmetro tiver um valor negativo, estará aproximando para 50% de chance, isto é, uma escolha aleatória.

Os coeficientes estimados relacionados às três estratégias estudadas são estatisticamente significativos, mostrando que são levados em consideração na escolha do cartão que entrará em atraso. A probabilidade relativa da escolha seletiva reduz de acordo com o aumento do limite disponível do cartão de maior fatura. O destaque especial para o valor da fatura, cuja a direção do coeficiente indica que a impossibilidade de pagar a fatura é também um

dos fatores de escolha. Como exemplo dos resultados, se aumentar o limite disponível de R\$ 198 para R\$ 2.463, que representa a amplitude interquartil da amostra (ver tabela 15), a probabilidade de atrasar o cartão cai de 60,7% para 55,9%, totalizando um efeito marginal de -4,8 pontos percentuais (AME). Na mesma forma, se aumentar o montante total do endividamento mensal de R\$ 1.860 para R\$ 9.589, também amplitude interquartil, a probabilidade de fazer a seleção aumenta de 57% para 61%, totalizando um efeito marginal de 3,95% pontos percentuais (AME), e este efeito pode ser potencializado se o aumento for na fatura do cartão de crédito avaliado.

Entre as variáveis explicativas de controle, foram observados coeficientes significativos no grupo demográfico, de relacionamento e endividamento, alguns com impactos econômicos significativos (ver tabela 6).

Tabela 8 – Média do efeito marginal (AME) dos fatores que influenciam na escolha por atrasar o cartão com maior fatura

Grupo	Variáveis	AME	desvPad	P5	P50	P95	Delta
Estratégia de escolha	Log do valor do limite disponível no cartão com a maior fatura	-4,86%	0,30%	-5,13%	-4,96%	-4,23%	Q3 - Q1
	Log do valor total a ser pago no próximo mês de financiamento	3,95%	0,27%	3,39%	4,05%	4,18%	Q3 - Q1
	Log do valor da fatura do cartão com maior a maior fatura	3,65%	0,27%	3,08%	3,76%	3,89%	Q3 - Q1
Demo.	Idade (anos)	1,10%	0,08%	0,93%	1,13%	1,17%	Q3 - Q1
	Sexo Feminino	-2,14%	0,16%	-2,28%	-2,20%	-1,81%	Q3 - Q1
Relac.	tempo de relacionamento (meses) com o cartão com a maior fatura	-0,90%	0,07%	-0,96%	-0,93%	-0,76%	(1) - (0)
	Indicador se o cartão com a maior fatura é o único Premium	-2,26%	0,16%	-2,39%	-2,32%	-1,93%	(1) - (0)
	Indicador se o cartão com a maior fatura é o único com programa de milhagem	-1,99%	0,14%	-2,11%	-2,04%	-1,69%	(1) - (0)
	% Concentração das compras no cartão com maior fatura	-6,59%	0,42%	-6,95%	-6,73%	-5,72%	Q3 - Q1
Endiv.	Indicador financiamento imobiliário	-2,84%	0,20%	-3,00%	-2,91%	-2,42%	(1) - (0)
	Indicador de outro tipo de financiamento	5,62%	0,36%	4,88%	5,76%	5,89%	(1) - (0)
	Indicador de algum cartão do cliente com atraso	2,39%	0,19%	2,00%	2,46%	2,56%	(1) - (0)
	Indicador atraso em outro tipo de financiamento*	9,50%	2,42%	5,21%	10,62%	11,73%	(1) - (0)

O cálculo do AME foi levando em consideração o impacto dado pela amplitude interquartil (Q3 - Q1) para as variáveis contínuas e valores 1 ou 0 para variáveis dummies (indicadores).

(*) Para indivíduos sem o financiamento "outros", o impacto é a composição dos coeficientes de ter o financiamento "outros" e este financiamento estar em atraso.

Entre as variáveis de maiores impactos econômicos, se destacam o percentual de concentração de compras no cartão, a existência de outro produto financeiro (exceto crédito imobiliário, financiamento de veículo e cartões) e seu atraso. Estas informações causam mais impactos na decisão que as duas principais variáveis do estudo.

O efeito marginal médio (AME) do aumento de concentração de compra no cartão com a maior fatura é de 6 p.p. se aplicado a amplitude interquartil. Em outras palavras, se a concentração sair de 39% para 100%, a chance de atrasar o cartão reduz de 61% para 55%. No sentido oposto, se a família tiver endividamento financeiro (exceto imobiliário, veículo e cartão), a chance de atrasar o cartão de maior fatura sai de 54,6% para 60,1%. Se este mesmo financiamento estiver em atraso, vai para 68%, somando um impacto total de 13,3 p.p..

As reflexões sobre os resultados serão descritas na sessão abaixo (Sessão 6).

6 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Este estudo mostrou evidências que o limite disponível nos cartões afeta a escolha de qual cartão entrará em atraso. Em outras palavras, existe a preocupação com liquidez preventiva das famílias e os limites dos cartões que fazem parte desta estratégia (COHEN-COLE; MORSE, 2010). Este fato pode ser uma justificativa dos altos encargos pagos além do baixo conhecimento financeiro dos clientes. O fato interessante do resultado é que não pode ser interpretado como consequência de leis ou das naturezas distintas dos produtos de crédito analisados (CHAN et al., 2016). O estudo também evidenciou que o fator moral e social também afeta a escolhas dos cartões, como no mercado norte americano (ANDERSSON et al., 2013), onde a chance de pagar o cartão de menor fatura é maior que a chance de atraso generalizado.

Diversos fatos pontuados pela literatura de finanças comportamentais foram evidenciados através dos resultados das regressões. Porém alguns não foram observados e precisam ser melhor investigados. Elencando os fatos alinhados com a literatura, temos a maior aderência a atraso estratégico das famílias com mais experiência de vida, com mais tempo de relacionamento com o cartão e o status proporcionado por ele.

Ao analisar o contágio de atraso, era esperado que os o atraso em produtos financeiros de veículos e imóveis aumentassem a probabilidade de atraso generalizado. Foi observado o contágio de atraso do financiamento de veículos, com impacto médio de 2,2 pontos percentuais. Pela significância, o atraso em crédito imobiliário não interfere na decisão. Na visão da escolha do cartão o esperado era ao contrário, isto é, qualquer produto financeiro teria influência no atraso do cartão de maior fatura (incapacidade de pagar) e os dados corresponderam a isso. O impacto observado pelo financiamento “outros” , isto é, diferente de cartões, veículos e imobiliário, foi muito maior que os demais créditos. Provavelmente este impacto é causado pelo consignado. Supondo que as famílias brasileiras priorizam corretamente a contratação de consignado ao invés de usar os cartões de crédito para manter a liquidez mensal, sua ausência pode significar que existe ainda um acesso ao crédito não explorado e a sua presença, redução da liquidez das famílias (AGARWAL et al., 2009; AGARWAL; SKIBA; TOBACMAN, 2009). A contratação do consignado aumenta as chances de atraso dos cartões de crédito, e o atraso dos consignados, um acréscimo substancial nestas chances. Infelizmente os dados deste estudo não discriminaram o crédito consignado dos demais financiamentos.

Na experiência de vida ou financeira, as informações de idade e tempo de relacionamento com cartões estão correlacionados positivamente com a decisão pelo atraso seletivo, o que

era esperado. Não foi observado a relação em U da idade, que era esperado tanto pela redução da convicção moral (GUIISO; SAPIENZA; ZINGALES, 2009) ou das capacidades cognitivas (AGARWAL et al., 2009). Porém esta última foi evidenciada alternativamente através da redução da influência na decisão do valor do limite disponível (colchão financeiro) nas idades avançadas.

Em relação às informações sobre o relacionamento, todas são correlacionadas negativamente com a escolha para o atraso, como esperado. O fato do cartão ser o único com programa de milhagem, reduz a probabilidade de atrasá-lo, *ceteris paribus*. O tempo de relacionamento e a concentração de compra, que implicam o nível de fidelização, são correlacionados negativamente com o atraso, algo visto no mercado de cartões de crédito dos EUA (PRIHARTONO et al., 2015) e da Indonésia (MURTHI; STEFFES; RASHEED, 2011). Importante pontuar que isto também poderia ser observado no caso em que os cartões sejam usados como ferramenta da contabilidade mental, indicando hierarquia de pagamento entre os tipos de compras feitos pelos cartões envolvidos (PONCE; SEIRA; ZAMARRIPA, 2017).

Outro ponto interessante é que o status *premium* do cartão é levado em consideração pelas famílias, independente do programa de milhagem que geralmente está atrelado a eles. Isto sugere que o status observado em 2015 na Indonésia (BURSZTYN et al., 2017) também é válido no Brasil.

As análises deste trabalho não são a prova de críticas. Os dados não contém duas informações também usadas na estratégia da liquidez preventiva, isto é, economias das famílias (poupança ou investimentos) e o limite disponível no cheque especial. Dado a natureza de colchão financeiro das informações omitidas, provavelmente a importância econômica observada foi minimizada.

A presença da forte demanda por liquidez através do cartões de crédito feitos tem implicações para a política atual. Em 2017 a agenda BC+¹ classificou o cartão como um dos produtos responsáveis pelo custo elevado de crédito e pelo nível de inadimplência observado entre as famílias. Nosso resultado mostrou que a restrição de crédito induz a contratação de crédito com alto custo de juros, dando suporte aos objetivos da Agenda BC+ de 2017 ²

¹ Banco Central do Brasil, Relatório de Economia Bancária de 2017, Capítulo 6 - Agenda BC+ - pilar de crédito mais barato, cujo o objetivo é diminuir o custo de crédito através da redução do nível de inadimplência, da concorrência e flexibilidade na concessão de crédito, estímulo da alocação mais eficiente do crédito e revisão da operacionalização do compulsório.

² Agenda BC+ de 2017 foi responsável pela criação do “Projeto *Disclosure* do Cartão de Crédito” e a Resolução 4549. O primeiro tem por objetivo ajudar os consumidores a compreender informações relevantes, não apenas na fatura, para tomar decisões em sua vida financeira. O segundo, implantado em março de 2017, limitou o período máximo para o uso de crédito rotativo.

7 CONCLUSÃO

Este trabalho avalia a hipótese que as famílias brasileiras escolhem pagar estrategicamente a fatura do cartão com maior limite disponível em detrimento aos pagamentos dos demais cartões, através de um conjunto de dados de cartões do banco Itaú-Unibanco, com 36.522 indivíduos distintos com dois cartões ativos, distribuídos no período de setembro de 2016 até dezembro de 2017.

Podemos inferir com os resultados que os indivíduos usam diversos critérios na escolha do cartão para a inadimplência. O mais interessante entre os critérios é o tamanho do limite disponível, sugerindo a preocupação com liquidez preventiva entre as famílias brasileiras. A liquidez preventiva conecta com a literatura do "*Credit Card Debt Puzzle*" (GROSS; SOULELES, 2002; ZINMAN, 2007), e a escolha com a literatura do atraso estratégico (COHEN-COLE; MORSE, 2010; ANDERSSON et al., 2013). Importante ressaltar que este resultado contribui com a literatura pois não tem o viés regulatório observado nos estudos que usam a escolha entre hipoteca e cartões de crédito (CHAN et al., 2016).

Além disso, foi observado que o default estratégico pela liquidez preventiva reduz com a idade. Este resultado pode ter diversas interpretações como a redução da convicção moral (GUIISO; SAPIENZA; ZINGALES, 2009) ou redução das capacidades cognitivas (AGARWAL et al., 2009).

Como resultado secundário, foi observado que, no mercado de cartões brasileiro, o status premium do cartão, tempo de relacionamento e programa de milhagem também influenciam nas decisões pelo atraso, trazendo a evidência de impactos positivos do pós venda neste tipo de produto. Se estes fatores influenciam as famílias em situações de stress financeiro, provavelmente também influenciam na escolha pelo uso do cartão no dia-a-dia.

Para finalizar, fica a recomendação de novos estudos. Existe a oportunidade de estudar o impacto com informações adicionais como consignado e tipo de compras. Estas informações sugerem, nesta ordem, o uso do último recurso de crédito e a contabilidade mental. Também tem espaço para avaliar o resultado em patamares distintos do comprometimento de renda (CR) das famílias. E por último fica a recomendação de refazer este estudo para o período de pandemia em 2020. Este período, apesar das taxas básica de juros e de inflação terem permanecido em níveis historicamente baixos, a taxa de desocupação e o índice de confiança do consumidor foram afetados pelos efeitos econômicos da pandemia¹. Além disso, o CR

¹ Banco Central do Brasil - Relatório de Estabilidade Financeira 2020 - Outubro

das famílias manteve o crescimento observado desde o início de 2019, aproximando-se da máxima histórica observada em 2015. Neste período será possível avaliar o impacto da confiança do consumidor, das intervenções das emissoras de cartão de crédito e de órgãos reguladores.

REFERÊNCIAS

- AGARWAL, S. et al. Do consumers choose the right credit contracts? *The Review of Corporate Finance Studies*, Oxford University Press, v. 4, n. 2, p. 239–257, 2015.
- AGARWAL, S. et al. Benefits of relationship banking: Evidence from consumer credit markets. *Journal of Monetary Economics*, Elsevier, v. 96, p. 16–32, 2018.
- AGARWAL, S. et al. The age of reason: Financial decisions over the life cycle and implications for regulation. *Brookings Papers on Economic Activity*, Brookings Institution Press, v. 2009, n. 2, p. 51–117, 2009.
- AGARWAL, S.; LIU, C. Determinants of credit card delinquency and bankruptcy: Macroeconomic factors. *Journal of Economics and Finance*, Springer, v. 27, n. 1, p. 75–84, 2003.
- AGARWAL, S.; SKIBA, P. M.; TOBACMAN, J. Payday loans and credit cards: New liquidity and credit scoring puzzles? *American Economic Review*, v. 99, n. 2, p. 412–17, 2009.
- ANDERSSON, F. et al. The changing pecking order of consumer defaults. *Journal of Money, Credit and Banking*, Wiley Online Library, v. 45, n. 2-3, p. 251–275, 2013.
- ANTONIDES, G.; GROOT, I. M. D.; RAAIJ, W. F. V. Mental budgeting and the management of household finance. *Journal of Economic Psychology*, Elsevier, v. 32, n. 4, p. 546–555, 2011.
- BARRON, J. M.; ELLIEHAUSEN, G.; STATEN, M. E. Monitoring the household sector with aggregate credit bureau data: A new source of data provides a firmer foundation for credit analysis and decisions. *Business Economics*, JSTOR, p. 63–76, 2000.
- BERRY, W. D.; DEMERITT, J. H.; ESAREY, J. Testing for interaction in binary logit and probit models: Is a product term essential? *American Journal of Political Science*, Wiley Online Library, v. 54, n. 1, p. 248–266, 2010.
- BURSZTYN, L. et al. *Status goods: experimental evidence from platinum credit cards*. [S.l.]: The World Bank, 2017.
- CAMPELLO, M. et al. Liquidity management and corporate investment during a financial crisis. *The Review of Financial Studies*, Oxford University Press, v. 24, n. 6, p. 1944–1979, 2011.
- CHAN, S. et al. Determinants of mortgage default and consumer credit use: the effects of foreclosure laws and foreclosure delays. *Journal of Money, Credit and Banking*, Wiley Online Library, v. 48, n. 2-3, p. 393–413, 2016.
- COHEN-COLE, E.; MORSE, J. Your house or your credit card, which would you choose? personal delinquency tradeoffs and precautionary liquidity motives. *Personal Delinquency Tradeoffs and Precautionary Liquidity Motives (May 1, 2010)*, 2010.

- DENG, Y.; QUIGLEY, J. M.; ORDER, R. V. Mortgage terminations, heterogeneity and the exercise of mortgage options. *Econometrica*, Wiley Online Library, v. 68, n. 2, p. 275–307, 2000.
- ELUL, R. et al. What "triggers" mortgage default? *American Economic Review*, v. 100, n. 2, p. 490–94, 2010.
- FREDERICK, S. Cognitive reflection and decision making. *Journal of Economic perspectives*, v. 19, n. 4, p. 25–42, 2005.
- GATHERGOOD, J. et al. How do individuals repay their debt? the balance-matching heuristic. *American Economic Review*, v. 109, n. 3, p. 844–75, 2019.
- GOURINCHAS, P.-O.; PARKER, J. A. Consumption over the life cycle. *Econometrica*, Wiley Online Library, v. 70, n. 1, p. 47–89, 2002.
- GROSS, D. B.; SOULELES, N. S. Do liquidity constraints and interest rates matter for consumer behavior? evidence from credit card data. *The Quarterly journal of economics*, MIT Press, v. 117, n. 1, p. 149–185, 2002.
- GUIISO, L.; SAPIENZA, P.; ZINGALES, L. *Moral and social constraints to strategic default on mortgages*. [S.l.], 2009.
- GUIISO, L.; SAPIENZA, P.; ZINGALES, L. The determinants of attitudes toward strategic default on mortgages. *The Journal of Finance*, Wiley Online Library, v. 68, n. 4, p. 1473–1515, 2013.
- JAGTIANI, J.; LANG, W. W. Strategic defaults on first and second lien mortgages during the financial crisis. *The Journal of Fixed Income*, Institutional Investor Journals Umbrella, v. 20, n. 4, p. 7–23, 2011.
- KEYS, B. J.; WANG, J. Minimum payments and debt paydown in consumer credit cards. *Journal of Financial Economics*, Elsevier, v. 131, n. 3, p. 528–548, 2019.
- LUSARDI, A.; TUFANO, P. Debt literacy, financial experiences, and overindebtedness. *Journal of Pension Economics & Finance*, Cambridge University Press, v. 14, n. 4, p. 332–368, 2015.
- LUSK, E. J.; HALPERIN, M.; HEILIG, F. A note on power differentials in data preparation between trimming and winsorizing. *Business Management Dynamics*, Society of Business and Management Dynamics (SBMD), v. 1, n. 2, p. 23, 2011.
- MURTHI, B.; STEFFES, E. M.; RASHEED, A. A. What price loyalty? a fresh look at loyalty programs in the credit card industry. *Journal of Financial Services Marketing*, Springer, v. 16, n. 1, p. 5–13, 2011.
- PONCE, A.; SEIRA, E.; ZAMARRIPA, G. Borrowing on the wrong credit card? evidence from Mexico. *American Economic Review*, v. 107, n. 4, p. 1335–61, 2017.
- PRIHARTONO, A. G. et al. The significance of loyalty on consumer credit profitability. *INTERNATIONAL RESEARCH JOURNAL OF BUSINESS STUDIES*, v. 5, n. 1, 2015.
- SCHOLNICK, B.; MASSOUD, N.; SAUNDERS, A. The impact of wealth on inattention: evidence from credit card repayments. *Available at SSRN 1396764*, 2008.

SEILER, M. J. et al. Fear, shame and guilt: economic and behavioral motivations for strategic default. *Real Estate Economics*, Wiley Online Library, v. 40, p. S199–S233, 2012.

SILVA, M. A. da et al. *Default Contagion among Credit Types: evidence from Brazilian data*. [S.l.], 2018.

TELYUKOVA, I. A. Household need for liquidity and the credit card debt puzzle. *Review of Economic Studies*, Oxford University Press, v. 80, n. 3, p. 1148–1177, 2013.

WILLIAMS, R. Using the margins command to estimate and interpret adjusted predictions and marginal effects. *The Stata Journal*, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 12, n. 2, p. 308–331, 2012.

ZINMAN, J. Household borrowing high and lending low under no-arbitrage. *Dartmouth University*, Citeseer, 2007.

Apêndices

APÊNDICE A – INFLUÊNCIA DOS MESES NAS DECISÕES FINANCEIRAS

Decisões financeiras podem ser guiadas pela busca de liquidez futura. Eventos pontuais, como aumentos de gastos com impostos (IPTU e IPVA) ou mudança de regulação bancária, podem mudar as decisões. Um ponto importante a ser lembrado é que, no período da amostra, contempla o impacto causado pela medida do Banco Central Brasileiro que entrou em vigência em março de 2017¹ que limitou o período máximo para o uso de crédito rotativo, o que reduziu a inadimplência e permitiu a queda das taxas de juros média sofrido pelas famílias.

Foram estimados 2 modelos: O modelo (6) do Análise 1, que irá mensurar a influência dos meses na decisão de ter um atraso seletivo ao invés de atrasar todos os cartões disponíveis, e o modelo (6) do Análise 2, que irá mensurar a influência dos meses na decisão de atrasar o cartão de maior fatura.

¹ A Resolução nº 4.549, de 2017, estabelece que o saldo devedor da fatura de cartão de crédito, quando não liquidado integralmente no vencimento, somente pode ser objeto de financiamento na modalidade de crédito rotativo até o vencimento da fatura subsequente. Após esse prazo, o cliente deve pagar o saldo remanescente do crédito rotativo, ou a instituição financeira pode financiar esse valor mediante linha de crédito para pagamento parcelado em condições mais vantajosas para o cliente.

A.1 ATRASO SELETIVO VS. MESES DA AMOSTRA

Tabela 9 – Modelos com indicadores de impacto do mês na escolha por atraso de apenas um cartão, ao invés de todos os cartões

Grupo	Variáveis	modelo (6)
intercepto	Intercepto	1,8106*** (0,1122)
Estratégia de escolha	Log do valor do limite disponível no cartão	0,2444*** (0,0079)
	Log do valor total a ser pago no próximo mês de financiamento	-0,2491*** (0,0115)
	ref out/2016	-0,0657 (0,0757)
	ref nov/2016	-0,0305 (0,0768)
	ref dez/2016	0,0575 (0,0774)
	ref jan/2017	0,0086 (0,0766)
	ref fev/2017	0,0445 (0,0769)
	ref mar/2017	-0,0365 (0,0765)
	ref abr/2017	-0,0623 (0,0762)
Efeito mês	ref mai/2017	0,0543 (0,0778)
	ref jun/2017	0,0468 (0,0774)
	ref jul/2017	0,0482 (0,0768)
	ref ago/2017	-0,0051 (0,0765)
	ref set/2017	-0,0497 (0,076)
	ref out/2017	-0,0692 (0,0759)
	ref nov/2017	0,0874 (0,0776)
	ref dez/2017	-0,0426 (0,0757)
	R ² ajustado	0,0524
	Observações	36.522

Nota: A variável dependente em todos os modelos é o indicador que representa que o cliente fez a escolha de um cartão para atrasar mais de 60 dias (1) ao invés de atrasar 60 dias ou mais todos os cartões analisados (0).

Os erros padrões estão reportados nos parênteses e foi adotado a seguinte convenção:

***p<0,01, **p<0,05 e *p<0,1

R2 ajustado – Cox-Snell(1989), Nagelkerke (1991)

Os coeficientes estimados relacionado aos efeitos dos meses contidos na amostra, isto é, de setembro de 2016 até dezembro de 2017, não são estatisticamente relevantes. Por outro lado, os coeficientes estimados para as duas principais variáveis continuam estatisticamente significantes, com p-valor menor que 0,01.

A.2 SELEÇÃO DO CARTÃO COM MAIOR FATURA VS. MESES DA AMOSTRA

Tabela 10 – Modelos com indicadores de impacto do mês na escolha de atrasar o cartão com maior fatura

Grupo	Variáveis	modelo (6)
intercepto	Intercepto	-0,5421*** (0,0941)
Estratégia de escolha	Log do valor do limite disponível no cartão com a maior fatura	-0,0968*** (0,0058)
	Log do valor total a ser pago no próximo mês de financiamento	0,1523*** (0,0103)
	Log do valor da fatura do cartão com maior a maior fatura	0,0424*** (0,009)
Efeito mês	ref out/2016	-0,0465 (0,0684)
	ref nov/2016	-0,1121 (0,0682)
	ref dez/2016	0,0345 (0,0683)
	ref jan/2017	-0,0155 (0,0683)
	ref fev/2017	-0,0195 (0,0678)
	ref mar/2017	-0,0264 (0,0683)
	ref abr/2017	0,0497 (0,0687)
	ref mai/2017	-0,0049 (0,0679)
	ref jun/2017	-0,0366 (0,0677)
	ref jul/2017	-0,0674 (0,0677)
	ref ago/2017	-0,0754 (0,0677)
	ref set/2017	-0,1041 (0,0676)
ref out/2017	0,0033 (0,0681)	
ref nov/2017	-0,1297* (0,0673)	
ref dez/2017	-0,0683 (0,068)	
	R ² ajustado	0,026
	Observações	28.926

Nota: A variável dependente em todos os modelos é o indicador que representa que o cartão com maior fatura ficou em atraso por mais de 60 dias na janela de 3 meses (1) ao invés de se manter em dia (0). Os erros padrões estão reportados nos parênteses e foi adotado a seguinte convenção: ***p<0,01, **p<0,05 e *p<0,1
R2 ajustado – Cox-Snell(1989), Nagelkerke (1991)

Os coeficientes estimados relacionado aos efeitos dos meses contidos na amostra, isto é, de setembro de 2016 até dezembro de 2017, não são estatisticamente relevantes, exceto os meses de novembro de 2016 (p-valor < 0,1) e novembro de 2017 (p-valor < 0,05). Este resultado sugere que, dado a janela de análise de inadimplência de 3 meses, seja causado pelo aumento de custos em fevereiro por causa do IPTU, IPVA, material escolar e compras de natal. Os coeficientes estimados para as três principais variáveis continuam estatisticamente significantes, com p-valor menor que 0,01.

APÊNDICE B – CORRELAÇÃO DE PEARSON

B.1 VARIÁVEIS EXPLICATIVAS FINALISTAS DO MODELO DE ATRASO SELETIVO

Tabela 11 – Correlação de Pearson das variáveis da equação (4.4) - Escolha pelo atraso de apenas um cartão, ao invés de todos

		Estratégia de escolha	Demo.			Relac.				Endiv.					Macro				
		Log do valor do limite disponível no cartão no próximo mês de financiamento	Idade (anos)	Renda Mensal Líquida	Sexo Feminino	tempo de relacionamento (meses)	Indicador se ambos os cartões são premium	Indicador se um cartão é premium e outro não	Indicador se um cartão tem programa demilhas e outro não	Indicador financiamento imobiliário	Indicador financiamento com veículos	Indicador de outro tipo de financiamento	Indicador de algum cartão do cliente com atraso	Indicador financiamento imobiliário com atraso	Indicador financiamento com veículos com atraso	Indicador atraso em outro tipo de financiamento	IPCA anual prevista pelo FOCUS na referência	Taxa de Desocupação na referência	
Estratégia de escolha	Log do valor do limite disponível no cartão		24%	20%	35%	-10%	27%	25%	21%	1%	9%	4%	-4%	-9%	0%	-3%	-7%	-2%	1%
	Log do valor total a ser pago no próximo mês de financiamento	24%		14%	47%	-12%	12%	32%	25%	-2%	24%	32%	44%	6%	10%	10%	11%	0%	0%
Demo.	Idade (anos)	20%	14%		32%	3%	33%	6%	7%	3%	-7%	-3%	3%	2%	-2%	0%	3%	1%	3%
	Renda Mensal Líquida	35%	47%	32%		-18%	34%	40%	30%	0%	20%	10%	18%	1%	11%	3%	9%	2%	0%
	Sexo Feminino	-10%	-12%	3%	-18%		4%	-11%	-7%	0%	-7%	-11%	-10%	3%	-3%	-3%	-2%	-1%	1%
Relac.	tempo de relacionamento (meses)	27%	12%	33%	34%	4%		0%	9%	11%	6%	-1%	-3%	-2%	2%	-1%	0%	-1%	2%
	Indicador se ambos os cartões são premium	25%	32%	6%	40%	-11%	0%		-12%	-21%	12%	6%	11%	-1%	7%	2%	5%	-2%	-1%
	Indicador se um cartão é premium e outro não	21%	25%	7%	30%	-7%	9%	-12%		10%	9%	7%	10%	1%	4%	2%	4%	-1%	0%
	Indicador se um cartão tem programa demilhas e outro não	1%	-2%	3%	0%	0%	11%	-21%	10%		0%	0%	-1%	0%	0%	-1%	0%	0%	0%
Endiv.	Indicador financiamento imobiliário	9%	24%	-7%	20%	-7%	6%	12%	9%	0%		8%	12%	3%	38%	2%	5%	1%	1%
	Indicador financiamento com veículos	4%	32%	-3%	10%	-11%	-1%	6%	7%	0%	8%		13%	6%	4%	31%	5%	2%	0%
	Indicador de outro tipo de financiamento	-4%	44%	3%	18%	-10%	-3%	11%	10%	-1%	12%	13%		8%	6%	4%	27%	-2%	0%
	Indicador de algum cartão do cliente com atraso	-9%	6%	2%	1%	3%	-2%	-1%	1%	0%	3%	6%	8%		3%	7%	18%	17%	5%
	Indicador financiamento imobiliário com atraso	0%	10%	-2%	11%	-3%	2%	7%	4%	0%	38%	4%	6%	3%		6%	9%	1%	0%
	Indicador financiamento com veículos com atraso	-3%	10%	0%	3%	-3%	-1%	2%	2%	-1%	2%	31%	4%	7%	6%		10%	2%	1%
	Indicador atraso em outro tipo de financiamento	-7%	11%	3%	9%	-2%	0%	5%	4%	0%	5%	5%	27%	18%	9%	10%		-7%	-3%
		IPCA anual prevista pelo FOCUS na referência	-2%	0%	1%	2%	-1%	-1%	-2%	-1%	0%	1%	2%	-2%	17%	1%	2%		-7%
Macro	Taxa de Desocupação na referência	1%	0%	3%	0%	1%	2%	-1%	0%	0%	1%	0%	0%	5%	0%	1%		-3%	1%

B.2 VARIÁVEIS EXPLICATIVAS FINALISTAS DO MODELO DE ATRASO DE CARTÃO COM MAIOR FATURA

Tabela 12 – Correlação de Pearson variáveis da equação (4.5) - Escolha pelo atraso do cartão com maior fatura

		Log do valor do limite disponível no cartão com a maior fatura	Log do valor total a ser pago no próximo mês de financiamento	Log do valor da fatura do cartão com maior a maior fatura	Idade (anos)	Renda Mensal Líquida	Sexo Feminino	tempo de relacionamento (meses) com o cartão com a maior fatura	Indicador se o cartão com a maior fatura é o único Premium	Indicador se o cartão com a maior fatura é o único com programa de milhagem	% Concentração das compras no cartão com maior cartão	Indicador financiamento imobiliário	Indicador financiamento com veículos	Indicador de outro tipo de financiamento	Indicador de algum cartão do cliente com atraso	Indicador financiamento imobiliário com atraso	Indicador financiamento com veículos com atraso	Indicador atraso em outro tipo de financiamento	IPCA anual prevista pelo FOCUS na referência	IPCA próximo mês prevista pelo FOCUS na referência	Taxa de Desocupação na referência
Estratégia de escolha	Log do valor do limite disponível no cartão com a maior fatura		17%	19%	13%	29%	-9%	18%	20%	9%	7%	7%	2%	-4%	-8%	-1%	-3%	-6%	-1%	-3%	1%
	Log do valor total a ser pago no próximo mês de financiamento	17%		45%	14%	46%	-11%	9%	22%	2%	5%	24%	32%	44%	6%	10%	10%	11%	2%	0%	0%
	Log do valor da fatura do cartão com maior a maior fatura	19%	45%		6%	27%	-4%	12%	18%	6%	21%	8%	7%	5%	-2%	3%	1%	-3%	3%	2%	0%
Demo.	Idade (anos)	13%	14%	6%		32%	4%	29%	5%	3%	-3%	-7%	-3%	3%	3%	-2%	0%	3%	0%	0%	2%
	Renda Mensal Líquida	29%	46%	27%	32%		-18%	28%	26%	4%	2%	20%	10%	18%	1%	10%	3%	8%	1%	2%	-1%
	Sexo Feminino	-9%	-11%	-4%	4%	-18%		5%	-6%	0%	-3%	-7%	-11%	-10%	3%	-3%	-3%	-2%	0%	0%	1%
Relac.	tempo de relacionamento (meses) com o cartão com a maior fatura	18%	9%	12%	29%	28%	5%		1%	11%	-1%	4%	-2%	-6%	-3%	2%	-2%	0%	0%	-1%	1%
	Indicador se o cartão com a maior fatura é o único Premium	20%	22%	18%	5%	26%	-6%	1%		23%	7%	8%	5%	8%	-1%	2%	1%	2%	0%	-1%	0%
	Indicador se o cartão com a maior fatura é o único com programa de milhagem	9%	2%	6%	3%	4%	0%	11%	23%		5%	2%	1%	-2%	-2%	0%	-1%	-1%	1%	0%	0%
	% Concentração das compras no cartão com maior fatura	7%	5%	21%	-3%	2%	-3%	-1%	7%	5%		1%	0%	-3%	-6%	-2%	-2%	-4%	-2%	-7%	2%
Endiv.	Indicador financiamento imobiliário	7%	24%	8%	-7%	20%	-7%	4%	8%	2%	1%		8%	12%	2%	38%	1%	6%	0%	0%	1%
	Indicador financiamento com veículos	2%	32%	7%	-3%	10%	-11%	-2%	5%	1%	0%	8%		13%	5%	4%	30%	5%	2%	1%	-1%
	Indicador de outro tipo de financiamento	-4%	44%	5%	3%	18%	-10%	-6%	8%	-2%	-3%	12%	13%		9%	6%	5%	27%	-3%	-2%	0%
	Indicador de algum cartão do cliente com atraso	-8%	6%	-2%	3%	1%	3%	-3%	-1%	-2%	-6%	2%	5%	9%		4%	7%	18%	7%	17%	5%
	Indicador financiamento imobiliário com atraso	-1%	10%	3%	-2%	10%	-3%	2%	2%	0%	-2%	38%	4%	6%	4%		5%	10%	0%	1%	0%
	Indicador financiamento com veículos com atraso	-3%	10%	1%	0%	3%	-3%	-2%	1%	-1%	-2%	1%	30%	5%	7%	5%		10%	0%	2%	0%
Macro.	Indicador atraso em outro tipo de financiamento	-6%	11%	-3%	3%	8%	-2%	0%	2%	-1%	-4%	6%	5%	27%	18%	10%	10%		-3%	-7%	-3%
	IPCA anual prevista pelo FOCUS na referência	-1%	2%	3%	0%	1%	0%	0%	0%	1%	-2%	0%	2%	-3%	7%	0%	0%	-3%		24%	-27%
	IPCA próximo mês prevista pelo FOCUS na referência	-3%	0%	2%	0%	2%	0%	-1%	-1%	0%	-7%	0%	1%	-2%	17%	1%	2%	-7%	24%		1%
Taxa de Desocupação na referência	1%	0%	0%	2%	-1%	1%	1%	0%	0%	2%	1%	-1%	0%	5%	0%	0%	0%	-3%			

APÊNDICE C – ESTATÍSTICA DESCRITIVA AUXILIARES

C.1 ESTATÍSTICA DESCRITIVA DA BASE ORIGINAL

A base original tem indivíduos com 2 a 10 cartões ativos, totalizando 43.200 indivíduos distribuídos entre setembro de 2016 até dezembro de 2017. Esta base tem estatísticas básicas ligeiramente diferente dos extratos utilizados para a Análise 1 e Análise 2.

Tabela 13 – Estatística descritiva das principais variáveis numéricas da base original

Grupo	Variável	Média	Desv. pad.	Missing	Min	P25	P50	P75	Max	Obs
Demográfico	Idade (anos)	43	13	-	22	34	42	52	76	43.200
	Renda líquida mensal (sem imposto)	2.653	3.082	-	1.024	1.024	1.423	2.821	17.636	43.200
Relacionamento	Máximo de tempo de relacionamento (meses)	81	58	-	0	37	72	108	503	43.200
	Quantidade de cartões	2	0,48	-	2	2	2	2	10	43.200
	Valor total de compras no mês	1.490	1.950	4.186	327	327	811	1.811	28.037	39.014
	Soma dos limites dos cartões analisados	8.815	10.833	-	400	2.050	4.800	11.100	157.400	43.200
Dívida global	Valor total da dívida do indivíduo - SCR	84.571	157,934	-	0	7.553	26.508	83.198	1.597.408	43.200
	Valor total da dívida em cartões - SCR	46.200	78.805	-	0	5.721	16.754	47.258	474.803	43.200
	Endividamento mensal (próximo mês) - SCR	9.776	13.889	-	0	2.108	4.924	11.105	106.910	43.200
	%Cartão no total da dívida	68%	19%	-	0	53%	60%	83%	100%	43.200
Dívida Cartões analisados	Soma dos juros (rotativos) cobrados nos cartões analisados	127	277	-	0	0	22	125	5.144	43.200
	Soma dos limites disponíveis dos cartões analisados	4.696	7.585	-	0	642	1.872	5.291	97.031	43.200
	%Uso da soma dos limites	53%	29,50%	-	0%	31%	54%	75%	379%	43.200

Tabela 14 – Estatística descritiva dos principais indicadores (variáveis binárias) da base original

Grupo	Variável categórica	%População
Demográfico	Sexo Feminino	46,16%
Relacionamento	Apenas cartões Premium	8,99%
	Cartões Mistos	15,51%
	Apenas cartões não Premium	75,49%
Endividamento	Financiamento com atraso acima de 60 dias	27,93%
	Financiamento com veículos	25,58%
	Financiamento com veículos com atraso acima de 60 dias	2,98%
	Financiamento imobiliário	10,01%
	Financiamento imobiliário com atraso acima de 60 dias	1,54%
	Cartão com atraso acima de 60 dias	11,41%
	Apenas à vista ou parcelado com lojista	30,28%
	Pelo menos um cartão com Rotativo Regular mês anterior a referência	12,23%
	Pelo menos um cartão pago em atraso - Rotativo Não Regular mês anterior a referência.	57,49%
Estratégia	Escolha de cartão para atraso	82,72%
Total da população		43.200

C.2 ESTATÍSTICA DESCRITIVA DA BASE DA ANÁLISE 2

Para a Análise 2 foram selecionados indivíduos com somente 2 cartões ativos da base original, que optaram em fazer a escolha, totalizando 28.926 indivíduos distribuídos entre setembro de 2016 até dezembro de 2017. Estes dados foram utilizados para o cálculo da Média do Efeito Marginal (AME) apresentados na tabela 8.

Tabela 15 – Estatística descritiva das principais variáveis numéricas da Análise 2

Grupo	Variáveis	Média	Desv pad	missing	Min	P25	P50	P75	Max	Obs
Estratégia de escolha	Limite disponível no cartão com a maior fatura	2.278	3.906	0	0	198	781	2.463	30.000	28.926
	Valor total a ser pago no próximo mês de financiamento - SCR	8.553	12.594	0	0	1.860	4.284	9.589	103.452	28.926
	Valor da fatura do cartão com maior a maior fatura	1.729	2.220	0	0	384	932	2.095	11.324	28.926
Demográfico	Idade (anos)	43	13	0	22	33	42	52	76	28.926
	Renda Mensal Líquida	2.519	2.932	0	285	1.014	1.371	2.600	17.636	28.926
Relacionamento	tempo de relacionamento (meses) com o cartão com a maior fatura	63	51	0	1	24	48	90	242	28.926
	Limites do cartão analisados	4.910	6.119	0	200	1.000	2.500	6.140	30.000	28.926
	% Concentração das compras no cartão com maior fatura	64%	37%	0	0%	39%	75%	100%	100%	28.926
Endividamento	Valor total da dívida do indivíduo - SCR	75.750	148.473	0	0	6.367	22.345	71.740	1.597.408	28.926
	Valor total da dívida em cartões - SCR	41.280	73.668	0	0	4.953	14.344	40.566	474.803	28.926
	Saldo total do cartão analisado	2.664	3.549	0	0	444	1.304	3.349	17.408	28.926
	juros (rotativos) cobrados nos cartões analisados	91	202	0	0	0	6	85	1.314	28.926
	%Uso do limite analisado	59%	37%	0%	0%	32%	62%	85%	1934%	28.926

legenda: Desv pad - Desvio padrão, Missing - Dados Faltantes

Tabela 16 – Estatística descritiva dos principais indicadores (variáveis binárias) da base da Análise 2

Grupo	Variável	%População
Cognitivo	Sexo Feminino	47,13%
Relacionamento	indicador de cartão com milhas	46,97%
	Indicador se o cartão é o único com programa de milhagem	20,20%
	indicador de cartão Premium	17,41%
	Indicador se o cartão é o único Premium	8,55%
Endividamento	Financiamento com atraso acima de 60 dias	26,69%
	Financiamento com veículos	24,15%
	Financiamento com veículos com atraso acima de 60 dias	2,75%
	Financiamento imobiliário	9,78%
	Financiamento imobiliário com atraso acima de 60 dias	1,51%
	Cartão com atraso acima de 60 dias	10,69%
Estratégia	Atraso do cartão de maior fatura	58,95%
Total da população		28.926

APÊNDICE D – DISTRIBUIÇÃO DOS INDIVÍDUOS AMOSTRADOS POR REFERÊNCIAS

A base de dados original contém indivíduos com dois ou mais cartões. Foram descartados das análises os indivíduos com três ou mais cartões, o equivalente a 6.678 clientes. Os remanescentes, que totalizam 36.522 clientes, foram divididos em três grupos: (1) Atrasou o cartão de maior fatura, (2) Atrasou o cartão de menor Fatura e (3) Atrasou todos os cartões. O atraso considerado é de 60 dias dentro da janela de três meses a partir da referência (Ever 60 MOB3). Todos os cartões estavam em dia no último do dia do mês da referência, independente do que consta na última fatura gerada.

Figura 1 – Distribuição de clientes amostrados por referência

