



Thiago de Gouvêa Scot de Arruda

**Restrição à Liquidez e Informação Assimétrica no Mercado
de Cartões de Crédito**

Dissertação de Mestrado

Dissertação apresentada como requisito parcial para
obtenção do título de Mestre pelo Programa de Pós-
Graduação em Economia da PUC-Rio.

Orientador: Prof. João Manoel Pinho de Mello
Co-Orientador: Prof. Márcio Gomes Pinto Garcia

Rio de Janeiro
Março de 2013



Thiago de Gouvêa Scot de Arruda

**Restrição à Liquidez e Informação Assimétrica no Mercado
de Cartões de Crédito**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do título de Mestre pelo Programa de Pós-Graduação em Economia da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

Prof. João Manoel Pinho de Mello

Orientador
Departamento de Economia - PUC-Rio

Prof. Márcio Gomes Pinto Garcia

Co-Orientador
Departamento de Economia - PUC-Rio

Prof. Claudio Ferraz

Departamento de Economia - PUC-Rio

Prof. Armando Castelar Pinheiro

IBRE – FGV-Rio

Prof^a. Monica Herz

Coordenador(a) Setorial do Centro de Ciências Sociais - PUC-Rio

Rio de Janeiro, 4 de março de 2013

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

Thiago de Gouvêa Scot de Arruda

Graduou-se em Relações Internacionais pela PUC-Rio em 2009. cursou o Mestrado em Economia na PUC-Rio entre 2011 e 2013.

Ficha Catalográfica

Arruda, Thiago de Gouvêa Scot de

Restrição à liquidez e informação assimétrica no mercado de cartões de crédito / Thiago de Gouvêa Scot de Arruda ; orientador: João Manoel Pinho de Mello ; co-orientador: Márcio Gomes Pinto Garcia. – 2013.

64 f. : il. (color.) ; 30 cm

Dissertação (mestrado)–Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Economia, 2013.

Inclui bibliografia

1. Economia – Teses. 2. Restrição à liquidez. 3. Informação assimétrica. 4. Cartões de crédito. 5. Regressão em descontinuidade. I. Mello, João Manoel Pinho de. II. Garcia, Márcio Gomes Pinto. III. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Economia. IV. Título.

CDD: 330

Agradecimentos

Agradeço em primeiro lugar à minha família, por me encorajar desde o início a enfrentar o desafio do mestrado e pelo apoio de sempre;

Aos meus orientadores, João Manoel e Márcio Garcia, agradeço imensamente pela orientação acadêmica e dedicação ao projeto, assim como pelas conversas sobre carreira e o futuro;

Aos professores Claudio Ferraz e Armando Castelar, pela participação na banca de defesa;

Aos professores do mestrado da PUC-Rio, agradeço pela excelência do ensino: foi uma honra estudar nesse departamento;

A Edmar Bacha e Mônica de Bolle, muito obrigado pela oportunidade de ser colaborador da Casa das Garças e aprender tanto em companhias tão distintas;

Aos funcionários do Departamento de Economia, agradeço pelo apoio durante o programa;

Ao Fred, Anna e Claudia, meu agradecimento pela paciência e ajuda fundamental para que este projeto existisse;

À ANBIMA, pelo apoio financeiro por meio do Prêmio ANBIMA de Mercado de Capitais;

À CAPES, pelo apoio financeiro ao longo do Mestrado;

Finalmente, mas definitivamente não menos importante, um enorme agradecimento aos meus colegas e, acima de tudo, grandes amigos do mestrado e doutorado: nada do que alcancei nesses últimos anos teria sido possível – ou ao menos teria sido tão gratificante – não fosse por vocês:

Resumo

Arruda, Thiago de Gouvêa Scot de; Mello, João Manoel Pinho de. **Restrição à Liquidez e Informação Assimétrica no Mercado de Cartões de Crédito**. Rio de Janeiro, 2013. 64p. Dissertação de Mestrado - Departamento de Economia, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Esse trabalho investiga a existência de restrição à liquidez e informação assimétrica no mercado de cartões de crédito. Utilizando microdados de uma administradora de cartões, exploramos variações quase-experimentais nos limites de crédito com os quais os clientes se deparam para estimar a resposta de tomada de dívida e posterior repagamento frente a aumentos de liquidez. Observamos elevação imediata de dívidas no rotativo frente a aumentos de limite, sendo tal efeito ainda mais pronunciado para clientes com alta utilização do cartão, resultados consistentes com existência de restrição à liquidez. Encontramos também evidências robustas de que extensões de limite elevam probabilidade de *default* durante um longo período após aplicação da política, resultado que justifica a imposição de limites de crédito pelo emprestador.

Palavras-chave

Restrição à Liquidez; Informação Assimétrica; Cartões de Crédito; Regressão em Descontinuidade

Abstract

Arruda, Thiago de Gouvêa Scot de; Mello, João Manoel Pinho de (Advisor). **Liquidity Constraints and Information Asymmetry in Credit Card Markets.** Rio de Janeiro, 2013. 64p. MSc. Dissertation - Departamento de Economia, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

This work investigates the existence of liquidity constraints and information asymmetry in a credit card market. Using microdata from a credit card issuer, we exploit quasi-experimental variation on clients' credit limits to estimate the effect of liquidity extensions on borrowing and later repayment. We document an immediate rise in revolving debt, especially for those clients close to their credit limit, a result consistent with binding liquidity constraints. We also find robust evidence that limit extensions increases default probability over a long time span, a result that justifies the imposition of credit limits.

Keywords

Liquidity Constraints; Information Asymmetry; Credit Cards; Regression Discontinuity

Sumário

1	Introdução	10
2	Literatura relacionada	14
2.1.	Literatura Teórica e Arcabouço Conceitual	14
2.2.	Literatura Empírica	16
3	Background e Dados	19
3.1.	Dados e Política de limites extras	19
3.2.	Estatísticas Descritivas	23
4	Identificação e estratégia empírica	26
5	Resultados	30
5.1.	Restrição à Liquidez	30
5.2.	Informação Assimétrica	35
6	Robustez	39
6.1.	Distribuição de observáveis e seleção	39
6.2.	Exercícios de Robustez	40
7	Conclusão	44
8	Referências Bibliográficas	46
9	Tabelas e Figuras	49

Lista de figuras

Figura 1 Distribuição do Limite Extra	49
Figura 2 Média dos Limites Extras por <i>score</i>	49
Figura 3 Média do limite extra como percentual do limite principal por <i>score</i>	50
Figura 4 Histograma dos Retornos Financeiros - Maio-Junho de 2011	51
Figura 5 Histograma de Retornos Financeiros por status de contratação de Dívida	51
Figura 6 Histograma de Retornos Financeiros por status de Default	52
Figura 7 Limite Médio Efetivo e Previsto	53
Figura 8 Distribuição dos Scores	60
Figura 9 Robustez - Densidades de Retornos	61

Lista de tabelas

Tabela 1 Estatísticas Descritivas	50
Tabela 2 Estimativas por MQO - Restrição à Liquidez	52
Tabela 3 Primeiro Estágio - Restrição à Liquidez	53
Tabela 4 Restrição à Liquidez - Forma Reduzida e Segundo Estágio	54
Tabela 5 Restrição à Liquidez - Heterogeneidade	55
Tabela 6 Restrição à Liquidez - Descontinuidade 50 e alta utilização	55
Tabela 7 Estimativas por MQO - Informação Assimétrica	56
Tabela 8 Informação Assimétrica - Forma Reduzida e Segundo Estágio	57
Tabela 9 Informação Assimétrica - Descontinuidade 50 e alta utilização	58
Tabela 10 Informação Assimétrica - Efeitos Longo Prazo	58
Tabela 11 Continuidade de Características Observáveis	59
Tabela 12 Robustez - Heterogeneidade Restrição à Liquidez	60
Tabela 13 Robustez - Estimador Wald Descontinuidade 50	61
Tabela 14 Robustez - Informação Assimétrica	62
Tabela 15 Robustez - Wald Descontinuidade 50 (Informação Assimétrica)	63
Tabela 16 Robustez - Wald Descontinuidade 50 (Longo Prazo)	64

1 Introdução

Os efeitos deletérios da existência de assimetrias de informação são bem estabelecidos na literatura econômica. A partir do artigo de Akerlof (1970), discutindo como assimetrias de informação entre vendedores e compradores podem levar ao colapso de determinados mercados, emergiu uma vasta literatura explorando as falhas de mercado e perda de bem-estar associadas a fricções informacionais.

Em particular, Jaffee e Russel (1976) e Stiglitz e Weiss (1981) estabeleceram as bases teóricas que associam a existência de assimetrias de informação no mercado de crédito ao fenômeno da restrição à liquidez dos tomadores. Se taxas de juros e tamanho de empréstimos têm efeitos de seleção ou incentivo, de forma que o retorno dos emprestadores não é monotonicamente crescente nestas variáveis, pode ser ótimo limitar explicitamente a quantidade de empréstimos ou estabelecer tetos/pisos para taxas de juros. Sob tais condições, podem emergir situações nas quais há excesso de demanda por fundos emprestáveis e observamos consumidores restritos em crédito.

O fenômeno de restrição de crédito foi vastamente explorado em artigos empíricos nos anos 80, sobretudo como uma alternativa aos modelos que testavam a hipótese da renda permanente: a rejeição das implicações destes modelos pelos dados poderia ser explicada por uma série de restrições de liquidez que impedem os domicílios de suavizar perfeitamente o consumo¹. Mais recentemente, estudos de mercados específicos utilizando microdados parecem corroborar a relevância do fenômeno de restrição à liquidez².

O objetivo deste trabalho é avaliar empiricamente a existência de restrição à liquidez e informação assimétrica em um segmento extremamente relevante do sistema de intermediação financeira brasileiro: o mercado de cartões de crédito.

¹ Ver, por exemplo, Zeldes (1989) e Altonji e Siow (1987) para estudos que se utilizam de uma mesma base de dados, o *Panel Study of Income Dynamics (PSID)*, e chegam a conclusões distintas sobre a relevância empírica de restrições de liquidez para o consumo das famílias.

² Ver Adams, Einav e Levin (2009) e Gross e Souleles (2002).

Para fazê-lo, utilizamos microdados de uma operadora de cartões ligada a uma grande rede varejista brasileira e investigamos como variações quase-experimentais nos limites de crédito com os quais os clientes se deparam afetam contração de dívida e posterior repagamento das faturas.

O maior desafio para estimar o efeito de variações nos termos de contrato, como limites e taxas de juros, sobre decisões posteriores dos clientes como tomada de dívida é a provável endogeneidade das variáveis explicativas: fatores não observáveis que determinam os termos de contrato são possivelmente correlacionados com os *outcomes* de interesse. Idealmente, teríamos acesso a aleatorizações das características dos contratos, como em Karlan e Zinman (2009) e Alan, Dumitrescu e Loranth (2011), de forma que variações nas taxas de juros e limites poderiam ser interpretados como tendo efeito **causal** sobre o comportamento dos clientes.

Nesse estudo, exploramos variações exógenas nos limites de crédito dos clientes decorrentes de uma política específica voltada para datas festivas. Frente ao aumento de demanda esperado em tais datas, a administradora do cartão eleva o limite para uma série de clientes. Embora esse aumento seja claramente correlacionado com o *score* do cliente, uma medida de sua "qualidade" acompanhada pela empresa, essa relação é **descontínua**: a política de determinação de limites extras é tal que a média dos limites oferecidos apresenta "saltos" em alguns *scores*. Desta forma, indivíduos muito similares, com *scores* praticamente idênticos, recebem aumentos distintos de limite simplesmente por estarem em lados diferentes dos *cutoffs* determinados pela política. Essa característica nos encoraja a utilizar uma abordagem de Regressão em Descontinuidade (*Fuzzy RDD*), na qual as descontinuidades de *score* são utilizadas como instrumentos para o limite no cartão.

Nossos resultados indicam que restrições de liquidez parecem ser relevantes para os clientes em questão: a Propensão Marginal a Consumir (PMC) da liquidez extra, definida como a elevação da dívida no rotativo frente a um aumento de R\$ 100 no limite, é estimada entre 5,5 - 8,5% em média. Ademais, estimamos uma PMC muito elevada para indivíduos com alta utilização do cartão: os clientes que elevam suas dívidas frente a extensões na liquidez disponível são aqueles para os quais efetivamente o limite de crédito poderia ser ativo.

Nossa investigação também sugere que informação assimétrica pode ser um problema relevante: aumentos de R\$ 100 no limite do cartão reduzem o retorno financeiro dos empréstimos em 0,2 - 0,3 pontos percentuais (p.p.), em média, uma diminuição de cerca de 20 - 30% do retorno médio. Especificamente para os clientes de alta utilização inicial que elevam sua dívida no rotativo, encontramos evidências robustas de expressivo aumento na probabilidade futura de *default*, inclusive para um longo período de 12 meses.

Vale ressaltar que, em ambas as investigações, as estimativas utilizando desenho de Regressão em Descontinuidade diferem substancialmente das que obteríamos por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO). Interpretamos isso como uma confirmação dos possíveis problemas de endogeneidade presentes nesse ambiente ao não controlarmos por fatores não observáveis que determinam, simultaneamente, termos de contrato e *outcomes* de interesse. Nesse sentido, uma primeira contribuição deste trabalho é explorar como regras arbitrárias podem promover bons quase-experimentos, propondo a identificação de efeitos causais sob determinadas hipóteses claras.

Outra contribuição desse estudo é apresentarmos microdados detalhados de um mercado muito relevante no Brasil: os cartões de crédito. Segundo a Associação Brasileira das Empresas de Cartão de Crédito e Serviço (ABECS), ao final do primeiro semestre de 2012 circulavam no Brasil mais de 717 milhões de cartões (mais de três por habitante), com valor total de faturas que responderam por 27% do consumo total das famílias brasileiras. Em particular, os cartões *Private Label*, ligados a lojas, representavam mais de 1/3 do total em circulação, respondendo por cerca de 20% do total do número de transações.

Finalmente, ressaltamos que, embora esse estudo explore microdados e utilize técnicas de microeconometria, o tema de fricções no mercado de crédito tem recebido crescente atenção em diversas outras áreas da disciplina. A literatura macroeconômica, por exemplo, vem incorporando em seus modelos DSGE (*Dynamic Stochastic General Equilibrium*) domicílios com acesso restrito ao mercado de crédito, que portanto não conseguem suavizar consumo. A incorporação dessa fricção parece ter impacto relevante sobre diversos aspectos de políticas, como a relação entre política fiscal e política monetária (Muscatelli *et al.* 2004) e resposta ótima de autoridades monetárias a choques de preços de *commodities* (Prasad e Anand 2012). Neste sentido, acreditamos ser uma

importante colaboração verificar se tais fricções parecem ser empiricamente relevantes em mercados específicos.

O restante desse trabalho se organiza em seis capítulos adicionais. No Capítulo 2, apresentamos artigos teóricos e empíricos que informam nossa investigação. No Capítulo 3, apresentamos os dados utilizados neste trabalho e a política de limites da firma, seguido de uma discussão detalhada acerca das hipóteses de identificação e técnica econométrica utilizada no Capítulo 4. O Capítulo 5 apresenta os principais resultados, enquanto no Capítulo 6 verificamos a robustez destes a diferentes especificações econométricas. O Capítulo 7, finalmente, conclui nossa pesquisa.

2 Literatura relacionada

Nesta seção, apresentamos inicialmente uma breve discussão da literatura teórica que motiva nossa investigação empírica. Em especial, discutimos em maior detalhe de que maneira compreendemos a manifestação dos fenômenos de informação assimétrica e restrição à liquidez em nossos dados. Posteriormente, passamos à discussão de artigos empíricos que buscam avaliar a existência de tais fenômenos em mercados específicos. Ao fazê-lo, priorizamos apresentar as estratégias empíricas utilizadas e os resultados obtidos, que podem servir como *benchmark* para resultados por nós encontrados.

2.1.Literatura Teórica e Arcabouço Conceitual

Os principais artigos teóricos que estabelecem a relação entre a existência de assimetrias de informação em mercados de crédito e a presença de restrição à liquidez em equilíbrio são Jaffee e Russel (1976) e Stiglitz e Weiss (1981). Ambos os artigos estabelecem condições sob as quais racionamento de crédito pode emergir em um mercado competitivo, mesmo na ausência de regulamentações governamentais como tetos para a taxa de juros. Como colocam Stiglitz e Weiss (1981), quando preços têm efeitos de seleção ou incentivos sobre o comportamento dos agentes, não devemos esperar que necessariamente, em equilíbrio, oferta iguale demanda.

Há uma série de mecanismos possíveis que explicam a existência de seleção adversa e *moral hazard* no mercado de crédito, como discutido por Adams, Einav e Levin (2009). No contexto de Stiglitz e Weiss (1981), taxas de juros maiores atraem somente empresas que possuem projetos com risco (não observado) maior, o que justifica o racionamento de crédito. Jaffee e Russel (1976), por sua vez, propõem a existência de um custo fixo de *default* e indivíduos heterogêneos, de forma que tipos "desonestos" sempre renegam suas dívidas caso os pagamentos sejam superior ao custo fixo.

O mecanismo preciso de comportamento que leva à existência de assimetrias de informação no mercado de cartões de crédito não é objeto de nosso estudo. Pode-se considerar uma série de histórias distintas que explicam um efeito causal de aumentos de limite sobre *default*/retorno: desde indivíduos que dão *default* estratégico em dívidas maiores até modelos em que o fluxo de renda destes é estocástico e choques justificam o *default*. Nosso interesse, entretanto, recai apenas sobre o efeito causal de aumentos de limite sobre *default* e retorno: se extensões de limite **causam** uma queda no retorno, qualquer que seja a história comportamental subjacente, isso é razão suficiente para que o banco restrinja o montante de limite disponível para os clientes, criando condições para que se observe restrição à liquidez em equilíbrio.

No que se refere à resposta dos consumidores a aumentos em seu limite de crédito, a Hipótese da Renda Permanente indica que não deveríamos observar aumentos de dívida frente a extensões de limite. No entanto, há muito artigos empíricos já documentam comportamentos que contradizem a hipótese e são mais condizentes com consumidores que não têm acesso perfeito a mercados de crédito e, portanto, não conseguem suavizar consumo (Zeldes, 1989; Deaton, 1991). Buscamos, portanto, avaliar se os clientes parecem elevar suas dívidas no cartão quando deparam-se com elevações da liquidez disponível, isto é, de seu limite.

Note, no entanto, que a afirmação que um consumidor é restrito em crédito no sentido amplo é diferente do fato de ser restrito em crédito *em uma firma*. Como discutem Banerjee e Duflo (2012) no contexto de crédito para empresas, é possível que um indivíduo seja *racionado em crédito* em todas os emprestadores sem que seja efetivamente *restrito em crédito*, caso haja uma infinidade de emprestadores no mercado. Se pudéssemos observar todo o "balanço" dos clientes, pode-se imaginar uma situação na qual documentamos o aumento de dívida em determinada fonte frente a um aumento de liquidez, concomitante à **redução** de dívida em outra fonte, de maneira que seu consumo efetivo permanece o mesmo. Nessa situação, caso observemos apenas o aumento de dívida, poderíamos afirmar de forma equivocada ser o cliente restrito em liquidez.

O método desenvolvido por Banerjee e Duflo (2012) para diferenciar estes fenômenos, no entanto, sugere que as características de nosso emprestador favorecem a identificação que propomos. No contexto das empresas indianas estudadas pelos autores, o uso de crédito subsidiado pelas empresas tomadoras

poderia significar que elas realmente estariam restritas em crédito ou apenas que estariam substituindo outras fontes cujas taxas de juros eram as do mercado e, portanto, superiores³. Em nosso contexto, a taxa de juros mensal com que se deparam os clientes é de 15,99% ao mês, o que significa uma taxa próxima a 493% ao ano. Em junho de 2011, no entanto, as taxas médias de cartões de crédito no Brasil eram de 238% a.a., enquanto para o cheque especial eram ainda inferiores, por volta de 154% a.a.. Ainda que não observemos todas as fontes de crédito dos clientes, estes fatos indicam que a liquidez oferecida pela extensão de limites no cartão de crédito em questão é possivelmente a *fonte marginal* de crédito dos tomadores: se observamos maior endividamento na fonte de crédito *mais cara* que esses indivíduos podem acessar, muito provavelmente isto decorre do fato de estarem restritos em liquidez em suas demais fontes.

2.2. Literatura Empírica

A existência de assimetrias de informação no mercado de cartões de crédito foi bastante explorada em artigos de Lawrence Ausubel na década de 1990. Ausubel (1991) utiliza dados agregados da economia americana e dados reportados por instituições bancárias para mostrar que as taxas de juros apresentam resistência à queda quando o custo dos fundos caem. Argumentando que este parece ser um mercado competitivo e no qual não há evidência de conluio, o autor propõe que, no mercado de cartões de crédito, pode haver um efeito de seleção adversa ao contrário da direção pensada por Stiglitz e Weiss (1981): a existência de um grupo de consumidores que acredita que não irá efetivamente tomar crédito e, portanto, é insensível às taxas de juros, faz com que uma redução dessas taxas *piore* o pool de consumidores. Isso justificaria essa inflexibilidade para baixo (*downward stickness*) das taxas de cartões de crédito e a existência de um equilíbrio com lucros supra-normais dos bancos. De Mello e Novaes (2005) testam essa hipótese para o mercado de cheque especial no Brasil e encontram evidências de assimetria no repasse dos custos de fundos para as taxas de juros, encontrando também que aumento de agressividade na competição por

³ A solução proposta pelos autores é mostrar, com um simples modelo, que firmas restritas em crédito (no sentido amplo) *elevam* sua produção e lucros quando tomam o novo crédito subsidiado, enquanto firmas não restritas, muito embora elevem seu lucro devido ao menor custo de capital, não alteram sua escolha de produto.

preços está positivamente correlacionado com aumento de *default*, como seria de se esperar. Castro e De Mello (2008) estimam modelos estruturais que levam em conta a possibilidade de conluio ou seleção adversa à la Ausubel para o mercado de crédito brasileiro, concluindo que o modelo de seleção adversa se adequa melhor aos dados.

Já Ausubel (1999) explora dados experimentais de ofertas de cartões de crédito nos EUA para avaliar a existência de informação assimétrica. Ele encontra que consumidores que aceitam ofertas inferiores (taxas de juros mais altas) são tanto observacionalmente piores como, mesmo controlando por todas as características observáveis, têm maior probabilidade de dar *default* posteriormente. Também utilizando ofertas experimentais de crédito para clientes de dois grupos de renda diferentes no Brasil, Lucinda e Vieira (2011) corroboram o resultado de seleção adversa em observáveis e ainda estimam que, para o grupo de menor renda, parece haver efeito de *moral hazard* (a identificação do efeito de *moral hazard*, no entanto, é feita apenas usando controles observáveis). Os autores também estimam a elasticidade da demanda em relação às taxas de juros, mostrando que apenas o grupo de maior renda parece ser sensível, o que poderia indicar restrição de liquidez do grupo de menor renda.

No que se refere mais especificamente à identificação de restrição à liquidez nos dados, Gross e Souleles (2002) utilizam um painel de microdados de diversas empresas de cartão de crédito dos EUA para estimar a Propensão Marginal a Consumir dos clientes frente a aumentos de limites. Argumentando estimar o efeito consistentemente pela estrutura de painel e uma série de controles, os autores encontram que clientes elevam suas dívidas, em média, entre 10-14% do limite extra recebido. Esse efeito, ainda, é muito maior para clientes perto de seu limite, indicando forte presença de restrição à liquidez (embora clientes mais longe de seu limite também apresentem sensibilidade significativa, que os autores interpretam como comportamento de *buffer stock*). Também utilizando microdados de clientes de cartão de crédito, Alan, Dumitrescu e Loranth (2011) exploram variações experimentais para estimar a sensibilidade da tomada de dívida à taxa de juros. Os autores também encontram evidências de restrição de liquidez: indivíduos com alta utilização não reduzem suas dívidas mesmo frente a aumentos de até três pontos percentuais ao ano da taxa de juros. Um exercício realizado no artigo é de particular interesse para nós: os autores ignoram o

desenho específico da aleatorização⁴ e reestimam a sensibilidade por MQO, controlando apenas por características observáveis. Ao fazê-lo, encontram uma sensibilidade estatisticamente significativa, inexistente nos dados experimentais, que interpretam como um viés de se utilizar os dados em painel apenas. Isso nos motiva a utilizar a variação exógena presente em nossos dados por meio da estratégia de RDD.

Outros artigos da literatura, por sua vez, buscam estimar separadamente os efeitos de seleção adversa e *moral hazard* nos dados. Dobbie e Skiba (2012) utilizam-se também de estratégia de RDD para avaliar o efeito de alterações no crédito disponível na modalidade de *payday lending* sobre *default*. Além de encontrar evidências de restrição à liquidez (PMC de cerca de 50%), os autores concluem que não parece haver indícios de *moral hazard* nos dados, mas que seleção adversa parece ser muito relevante. Utilizando dados de crédito automobilístico para o Brasil, Assunção, de Mello, Salgado e Silva (2012) encontram resultado oposto: enquanto seleção adversa não parece ser um problema, aumentos de 0,1% na taxa de juros mensal do empréstimo aumentam em até 2,3% a probabilidade de *default* do cliente, devido a *moral hazard*. Karlan e Zinman (2009), por sua vez, usam um experimento de oferta de crédito conduzido na África do Sul para estimar, separadamente, os efeitos de seleção adversa e *moral hazard*, encontrando forte evidência de *moral hazard*.

Finalmente, talvez os trabalhos recentes com maior impacto sobre identificação e estimação de informação assimétrica e restrição à liquidez sejam a série de artigos que utilizam dados do mercado automotivo americano, a saber Einav, Jenkins e Levin (2011); Adams, Einav e Levin (2009) e Einav, Jenkins e Levin (2009). Nos artigos, os autores apresentam fortes evidências de restrição à liquidez nos dados, tanto em demandas sazonais em resposta a *tax rebates* como em grande sensibilidade aos valores de entrada dos empréstimos, além de estimarem separadamente os efeitos de *moral hazard* e seleção adversa. Em particular, o artigo de Einav, Jenkins e Levin (2011) apresenta um modelo estrutural que permite aos autores fazer uma série de exercícios contrafactuais quanto à política ótima do banco e ao valor dos modelos de *credit score*.

⁴ A aleatorização das taxas de juros foi realizada entre indivíduos divididos em blocos determinados pelo grau de utilização e *score*. A variação *cross-section* das taxas de juros, portanto, possui um componente estritamente exógeno, **entre** indivíduos de um mesmo bloco, e um componente endógeno, se comparamos indivíduos em blocos diferentes.

3 Background e Dados

3.1. Dados e Política de limites extras

Os dados utilizados nesse estudo são proprietários e foram cedidos por uma administradora de cartões de crédito ligada a uma grande rede varejista brasileira. Para fins de nossas análises, utilizamos somente as informações referentes aos cartões *Private Label*, ou seja, cartões de uso exclusivo para compras nas lojas da rede⁵.

A empresa varejista é uma das maiores do país, com mais de 60 lojas em oito estados, oferecendo uma gama de produtos de moda, brinquedos e utilidades para o lar. O público-alvo da rede são as classes C e D, o que explica em parte a relevância do cartão *Private Label* nas vendas da empresa: em 2012, cerca de 60% do total de vendas foi realizado por meio do cartão próprio.

Neste estudo utilizamos microdados de cerca de 400.000 clientes da administradora de cartões⁶. Uma unidade de observação é uma conta associada unicamente ao Cadastro de Pessoa Física (CPF) do titular do cartão. Mesmo que haja mais de um cartão associado àquele CPF, portanto, o extrato de pagamento é único e contém todos os pagamentos devidos.

A base de dados nos fornece quatro tipos de informações principais. Primeiramente, temos acesso a uma série de características socio-demográficas dos clientes, preenchidas quando da aquisição do cartão. Essas informações incluem idade, sexo, renda do titular e do cônjuge, endereço, tempo de emprego, se o cliente possui outro cartão de crédito, entre outros. O conjunto dessas informações é utilizado como insumo em um modelo estatístico⁷ que gera um *credit score* inicial para o cliente. Em segundo lugar, temos acesso aos dados dos extratos mensais dos cartões, que incluem a data de faturamento do cartão, o total

⁵A rede também oferece, para um número reduzido de clientes, um cartão de crédito convencional, que pode ser usado para transações em quaisquer estabelecimentos.

⁶Esta é uma amostra aleatória do total de cartões ativos (com alguma utilização nos últimos 12 meses) em Maio de 2011, primeiro mês para o qual temos acesso aos dados

⁷O modelo de geração do *credit score* e *behaviour score* são terceirizados e não foram disponibilizados para os autores desse estudo.

de compras com juros e sem juros realizados no mês, o total a ser pago (que pode incluir juros por atraso) e o saldo contratado para meses seguintes⁸. Observam-se também a data efetiva do pagamento da fatura (no caso de haver pagamento) e o valor total pago, informações que nos permitem construir as medidas de dívida no rotativo, discutidas mais à frente. Em terceiro lugar, observamos, para cada mês de fatura, o *behaviour score* do cliente: a cada três meses, o *score* dos clientes é atualizado com base no seu comportamento de compras e pagamentos nos meses anteriores. O *score* de entrada, portanto, é atualizado a cada três meses de acordo com o comportamento dos clientes⁹. Finalmente, associado a cada um dos extratos mensais está o limite de crédito do cliente. O limite total disponível no cartão, no entanto, é composto pelo limite principal, que está disponível em todos os meses, e pelo limite extra, que está associado a datas festivas e é temporário.

Algumas das variáveis apresentadas acima merecem uma discussão mais detalhada. Em primeiro lugar, a definição do que deve ser considerado **dívida** no cartão de crédito não é óbvia. Gross e Souleles (2002), por exemplo, utilizam como medida de dívida apenas aquela dívida sobre a qual incorrem juros, argumentando que isso os permite distinguir a utilização do cartão por motivos de transação e de tomada efetiva de empréstimo. No caso brasileiro, entretanto, essa distinção torna-se um pouco mais delicada devido à possibilidade de parcelarem-se as compras **sem juros**. As regras específicas variam de produto para produto, mas, em geral, as compras no cartão *Private Label* em questão podem ser dívidas em até 5 vezes sem juros: na prática, existe um "empréstimo" ao cliente, que suaviza o pagamento em até 5 parcelas, sem que no entanto haja incidência de juros sobre a operação.

Por essa razão, utilizamos algumas medidas distintas de dívida e verificamos a robustez de nossos resultados às diferentes especificações. **Dívida no rotativo** refere-se à mesma variável utilizada por Gross e Souleles (2002): pagamentos devidos em um determinado mês e rolados para meses subsequentes, sobre os quais incidem juros. Note que esta dívida pode resultar de dois tipos de comportamentos distintos: o não pagamento de uma fatura, que faz com que todo

⁸Por exemplo, se o cliente realiza uma compra de R\$500,00, dividida em cinco vezes, observa-se uma parcela de R\$ 100,00 a ser paga no mês em questão e um saldo de R\$ 500,00.

⁹A partir desse momento, utilizaremos a expressão *score* para nos referir ao *behaviour score*, ou seja, ao *score* atualizado do cliente. Caso queiramos nos referir ao *score* de entrada, ou *credit score*, o faremos de forma específica.

o saldo daquele mês seja rolado como dívida rotativa, ou o pagamento parcial de uma fatura, sendo o saldo restante considerado dívida rotativa¹⁰. Vale aqui ressaltar que, em Maio de 2011, a taxa de juros no rotativo era de 15,99% ao mês para todos os clientes, com exceção daqueles do Nordeste, para os quais a taxa era de 17,99% ao mês. Já **saldo com juros** e **saldo sem juros** referem-se ao valor total contratado nestas modalidades para um determinado mês, o que inclui parcelas devidas no próprio mês e parcelas subsequentes já contratadas.

Como trabalhamos com dados de cartões de crédito, medidas de *default* e retorno dos empréstimos tampouco são evidentes. Consideramos *default* o não-pagamento de uma fatura: se um indivíduo está dois meses em *default*, portanto, significa que perdeu o pagamento de duas faturas subsequentes. Com relação ao retorno, a característica dinâmica do mercado de cartões de crédito não nos permite obter uma medida definitiva de retorno como em um empréstimo (que possui uma duração delimitada e é ou não pago em sua totalidade). Nossa medida de retorno, portanto, é estimada para uma determinada janela de tempo: definimos o retorno (financeiro) de um cartão i no período de j meses como:

$$Retorno_{i,j} = \frac{(Total\ de\ Pagamentos_{i,j} - Total\ de\ Compras_{i,j})}{Total\ de\ Compras_{i,j}}$$

Note que essa medida considera apenas o retorno **financeiro** decorrente do pagamento de juros no cartão. Uma medida mais abrangente consideraria não apenas o retorno da Administradora do cartão com juros, mas também o retorno da empresa varejista com um maior número de compras e, sobretudo como ressaltaremos à frente, com compras **com juros**. Para lidar com essa potencial omissão, faremos alguns exercícios que consideram também os ganhos financeiros (da varejista, e não da Administradora) decorrentes de mais compras com juros no cartão.

A política de determinação de limites extras em datas festivas, por sua vez, encontra-se no cerne de nossa estratégia de identificação. Em algumas celebrações do ano, quando espera-se uma elevação da demanda pelos clientes, a Administradora dos cartões expande temporariamente o limite de certos clientes. Esse limite extra é informado aos clientes por meio de suas faturas e também,

¹⁰Atrasos no pagamento também fazem com que juros incidam sobre a dívida. No entanto, não consideramos atrasos como aquisição de dívida.

segundo a varejista, quando estes vão aos caixas fazer compras com o cartão *Private Label*.

O que deve ser ressaltado sobre este limite extra é que ele está associado somente a **compras com juros**. Isto significa que um cliente que esteja próximo ao seu limite principal de utilização do cartão, mas deseje fazer compras que utilizam o limite extra, deve necessariamente fazer a compra no plano com juros, isto é, em um número maior de parcelas que totalizam um valor superior àquele da compra à vista. O argumento da Administradora é de que o maior risco associado à expansão do limite de crédito para os clientes deve ser compensado com compras em uma modalidade mais rentável para a empresa.

Apresentamos na Figura 1 a relação entre limites extras e *score* para o evento que exploramos neste estudo, o Dia das Mães em 2011, onde cada ponto representa um cliente. Note que embora a política da empresa claramente apresente uma correlação positiva entre limite extra e *score*, essa relação é descontínua em alguns pontos: clientes com *score* abaixo de 20 não são contemplados no programa, enquanto clientes com pontuação de 20 a 50 recebem limite até um teto de R\$ 700. A partir do *score* de 50, esse teto de limite torna-se menos determinante, com alguns poucos clientes recebendo limites que parecem estar acima do teto de seu *range*. No entanto, o mais importante para nossa estratégia de identificação encontra-se na Figura 2, que reporta o limite **médio** por *score*. Note que a distribuição de limites apresenta claras descontinuidades nos *scores* 20, 50 e 80, destacados pelas linhas vermelhas: a **esperança do limite extra** recebido apresenta um salto nesses *cutoffs*, implicando que clientes com pontuação imediatamente acima destes valores recebem, em média, limites maiores que clientes logo abaixo. É essa regra¹¹ na determinação de limites extras que motiva a estratégia de Regressão em Descontinuidade explorada no próximo capítulo.

¹¹ Uma questão natural que emerge ao deparar-nos com essa estratégia é a razão de uma firma maximizadora de lucros discretizar desta maneira a determinação de limites extras. Como discutimos à frente, a identificação do efeito desejado só é válida caso as características dos indivíduos não pareçam ser descontínuas nesses valores de *score*, o que induz o questionamento sobre o "salto" na distribuição de limites neste *cutoff*. Nossa interpretação é que essa é uma política simplificadora, que não necessariamente reflete uma política "ótima" de determinação de limites. Como colocam Angrist e Pischke (2009) ao discutirem a estratégia de RDD, a regressão em descontinuidade aproveita-se do fato de que "em um mundo altamente regulado, algumas regras são arbitrárias e provêm bons experimentos".

3.2. Estatísticas Descritivas

Nesta subseção apresentamos estatísticas descritivas das variáveis utilizadas neste estudo, ajudando-nos a caracterizar o *pool* de clientes do cartão em questão e seu comportamento de compras e repagamento.

O painel A da Tabela 1 nos apresenta estatísticas das principais características declaradas pelos clientes ao adquirir o cartão *Private Label*. Cerca de 80% dos titulares do cartão são mulheres e a idade média é de 37 anos. A renda mensal média dos domicílios (titular+cônjuge) é de pouco menos de R\$ 1.000. Ainda assim, cerca de 1/3 dos clientes declara possuir algum outro cartão de crédito, enquanto 2/3 afirmam ter casa própria. Estatísticas de algumas outras informações pedidas pela Administradora na emissão do cartão, como tempo de emprego, local de trabalho e residência e telefone residencial são também apresentadas na tabela.

As características das contas dos clientes no início da ação do Dia das Mães em 2011, por sua vez, encontram-se resumidas no Painel B da mesma tabela. O cliente médio naquele momento era portador do cartão há 7 anos e tinha um *score* de 72 pontos. O limite médio principal destes clientes era de cerca de R\$ 1300 (mediana de R\$ 750)¹², enquanto o limite extra médio oferecido foi de aproximadamente R\$ 350. Na Figura 3, plotamos a média, por *score*, do limite extra como percentual do limite principal. Para clientes com *score* entre 20 e 50, o limite extra é de cerca de 10% do limite principal; para clientes entre 50 e 80, de 20-25% do limite principal; e para clientes acima de 80, o limite extra chega a representar mais de 30% do limite principal.

Algumas estatísticas descritivas também dão-nos noção do endividamento dos clientes e de uma possível restrição à liquidez. O grau de utilização médio dos cartões, isto é, o total de pagamentos contratados em relação ao total de limite, era de 48%, sendo que ¼ dos clientes já estava utilizando mais de 70% de seu limite. Observa-se também que a renda comprometida somente com o pagamento deste cartão parece bastante alta: a razão fatura sobre renda mensal média era de 19% em Maio de 2011, enquanto o endividamento médio, medido como o valor total contratado sobre a renda anual, era de apenas 5%.

¹² O limite principal máximo dos clientes da base é de R\$ 3.500.

O Painel C da Tabela 1 apresenta os dados referentes às compras realizadas em Maio de 2011¹³. Note-se inicialmente que o plano *com juros* é bastante menos utilizado: menos de 40% dos clientes possuíam algum saldo neste plano em Maio, contra 70% com alguma utilização do plano sem juros. Embora a média dos saldos seja similar quando analisamos todos os clientes, próxima a R\$ 120, quando analisamos entre os clientes que efetivamente têm saldos positivos as compras com juros têm valor mais elevado, como poderíamos esperar: saldos no plano com juros têm média superior a R\$ 300, enquanto no plano sem juros a média é inferior a R\$ 200.

No que se refere ao endividamento e pagamento das faturas, o Painel D mostra que as dívidas no rotativo não são muito elevadas: a dívida média em Maio foi de R\$ 38, enquanto a dívida média *para quem se endividou* (cerca de ¼ dos clientes entraram no crédito rotativo) foi de R\$ 155. Como notado anteriormente, a aquisição de dívida no rotativo pode decorrer tanto do pagamento parcial da fatura quanto do não pagamento (*default*). Como se pode ver na Tabela 1, cerca de 16% dos clientes pagaram apenas parcialmente a fatura (em média, 50% do total contratado), enquanto os demais 9% que entraram no crédito rotativo não pagaram nem mesmo o valor mínimo da fatura de Maio¹⁴. Entre os meses de Maio a Agosto¹⁵, no entanto, quase ¼ dos clientes deixou de pagar alguma fatura.

O retorno financeiro dos empréstimos, último item analisado na painel D, merece uma discussão mais aprofundada. O retorno médio no período analisado foi de 9%, enquanto a mediana foi de 1%. Ao analisarmos o histograma dos retornos na Figura 4 observamos que a maior parte dos retornos é muito próxima de zero: o total de pagamentos feito no período é praticamente igual ao total de

¹³ Reportamos estatísticas para saldo, dívida no rotativo, *default* e percentual da fatura paga somente para Maio por conveniência. As regressões apresentam resultados para Maio e Junho, meses nos quais o limite extra estava em vigor, e as estatísticas para Junho não são substancialmente diferentes,

¹⁴ Para o mês de Maio, cerca de 4% dos clientes pagou exatamente o valor mínimo da fatura. A política de determinação do valor mínimo, no entanto, faz com que nem sempre pagar o valor mínimo signifique pagar apenas uma parcela da fatura. Como regra, o pagamento mínimo de uma fatura é igual ao maior valor entre 20% do total da fatura e R\$ 10. Portanto, em qualquer fatura com valor igual ou inferior a R\$ 10, o valor mínimo é igual ao total da fatura.

¹⁵ Em nossa investigação sobre informação assimétrica, desejamos observar o comportamento dos clientes durante um período mais longo de tempo, uma vez que as parcelas devem ser quitadas ao longo de vários meses. Neste sentido, reportamos também estatísticas de algumas variáveis para o período de Maio a Agosto. Isto porque em Setembro houve uma nova campanha de extensão de limites extras visando o Dia das Crianças que ocorre em Outubro. Desta maneira, restringimos nossa análise a um período no qual não houve variações adicionais em limites.

compras. Há também uma quantidade não negligenciável de retornos próximos a -1, ou seja, de clientes que não pagaram nenhuma fatura no período.

As Figuras 5 e 6, por sua vez, são motivadas por exercício similar feito em Adams, Einav e Levin (2009) e nos dão uma visão mais detalhada do efeito de *default* e rolagem de dívida sobre retorno. No painel superior da Figura 5, apresentamos o histograma dos clientes que não rolaram **nenhuma dívida** entre Maio e Agosto de 2011. Note que mais de 60% destes clientes tem retorno muito próximo a zero: esses são clientes que pagaram a totalidade de suas faturas no período e, portanto, não geraram grandes perdas ou ganhos financeiros¹⁶. No painel inferior, por sua vez, observamos uma distribuição de retornos bastante diferente para aqueles clientes que contraíram alguma dívida no rotativo: a distribuição tem caudas bem mais longas tanto à esquerda como à direita, refletindo o fato de que a contração de dívida implica tanto pagamentos inferiores ao total contratado quando repagamentos com juros, que geram ganhos financeiros¹⁷.

Essa distinção da distribuição dos retornos é ainda mais nítida quando dividimos os clientes entre aqueles que perderam alguma fatura e aqueles que pagaram ao menos o valor mínimo de todas as faturas. Enquanto o primeiro painel da Figura 6 é similar ao anterior, o painel inferior apresenta uma distribuição bimodal dos retornos para os clientes que deram *default* em alguma fatura: além de uma pequena concentração de clientes que não pagou nenhuma fatura, observamos uma distribuição de clientes com retorno negativo centrada em uma perda de aproximadamente 20%, e outra com retorno positivo centrada em cerca de 15%, mas com uma longa cauda direita. A quantidade não trivial de clientes que, em um período de 4 meses, apresenta retorno financeiro negativo para a Administradora realça a importância dos modelos de *score* utilizados para determinar as políticas de concessão de limites e de se compreender os efeitos de tais políticas sobre o comportamento futuro dos clientes.

¹⁶ Em nossa definição, não consideramos **atrasos** como contração de dívida, muito embora incorram juros sobre pagamentos em atraso. Isso explica os retornos positivos observados.

¹⁷ Note, novamente, que o retorno é calculado para uma janela fixa. É possível que retornos negativos no período analisado sejam revertidos em retorno positivo no futuro, com repagamento da dívida com juros.

4 Identificação e estratégia empírica

O objetivo deste estudo, como discutido anteriormente, é verificar a existência de restrição à liquidez e informação assimétrica em um mercado de cartões de crédito. Para fazê-lo, buscamos estimar o efeito de alterações nos limites dos clientes sobre medidas de dívida, *default* e retorno, utilizando descontinuidades na política de cessão de limites que nos oferecem variações exógenas da liquidez com a qual os clientes se deparam. Nesta seção discutimos inicialmente os potenciais problemas presentes em estimarmos os efeitos desejados por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), e em seguida apresentamos a estratégia de *Fuzzy Regression Discontinuity Design* (Fuzzy RDD) utilizada.

A forma mais simples de se estimar o efeito de alterações no limite sobre os *outcomes* desejados é estimar a seguinte equação por MQO:

$$Y_i = \alpha + \gamma X_i + \beta L_i + \epsilon_i \quad (1)$$

onde Y_i é um *outcome* como dívida, retorno ou *default*; X_i é um vetor de características observáveis dos indivíduos; L_i é o limite extra recebido e ϵ_i contém todas as demais características não observáveis que determinam os *outcomes*.

A estimativa consistente de β , o efeito causal de alterações no limite sobre as variáveis de interesse, depende da hipótese crucial de que o limite recebido não está correlacionado com outros determinantes não-observados dos *outcomes*. Formalmente, suponha que o limite possa ser descrito por

$$L_i = \gamma_0 + \gamma_1 X_i + v_i \quad (2)$$

onde X_i é novamente o vetor de observáveis e v_i é o termo de erro que inclui todos os determinantes não observáveis do limite.

A consistência do estimador de MQO, portanto, depende da não correlação entre fatores não observáveis que determinam simultaneamente limite e as

variáveis de interesse. Formalmente, o parâmetro β será estimado de forma consistente caso

$$E[\epsilon_i v_i] = 0$$

Diversos fatores não observáveis ao econometrista, no entanto, podem estar correlacionados tanto com a determinação do limite dos clientes quanto com os *outcomes* de interesse. Se clientes que pedem extensões de limite, por exemplo, têm maior propensão, por qualquer razão, a rolar dívidas maiores e dar mais default nas faturas, o estimador de MQO será positivamente viesado¹⁸. De forma mais geral, como apresentado anteriormente, Alan, Dumitrescu e Loranth (2011) ressaltam a importância de se isolar a variação puramente exógena para estimar o efeito de alterações em termos de contrato sobre a resposta dos consumidores.

A estimativa do efeito causal de alterações no limite disponível sobre as variáveis de interesse, por conseguinte, depende de variações **exógenas** no limite. Idealmente, teríamos acesso a um experimento no qual os limites são alocados de maneira aleatória entre os clientes, ou ao menos entre grupos de clientes, o que nos permitiria estimar consistentemente o parâmetro β da equação (1) por MQO. Como não podemos realizar esta aleatorização, recorreremos a variações quase-experimentais do limite decorrentes da política de determinação de limites Extra da empresa para datas festivas.

Como apresentado na seção anterior, a oferta de limites extras se relaciona de maneira descontínua com o *score* dos clientes: muito embora haja uma clara relação positiva entre limite extra e *score*, a distribuição de limites apresenta “saltos” em determinados valores dos *scores*. Intuitivamente, exploramos o fato de que indivíduos observacionalmente muito similares (com *scores* praticamente idênticos) recebem limites distintos simplesmente por estarem em lados diferentes da descontinuidade. Se a distribuição dos indivíduos ao redor deste *cutoffs* é realmente quase-aleatória, compararmos os *outcomes* de indivíduos imediatamente abaixo da descontinuidade com indivíduos imediatamente acima identifica o efeito da alteração de limites sobre as variáveis de interesse.

¹⁸ Gross e Souleles (2002) têm acesso a pedidos de extensão de limites pelos clientes e utilizam essa informação como controle em suas estimativas, muito embora o resultado de elasticidade de dívida ao limite não seja significativamente afetado pela introdução desta variável.

Formalmente, este cenário encoraja a utilização de uma estratégia de *Fuzzy Regression Discontinuity Design (Fuzzy RDD)*, proposta por Van der Klaaw (2002). Se retomarmos a equação (1), note que

$$\begin{aligned} & \lim_{S \uparrow \bar{S}} E[Y|S] - \lim_{S \downarrow \bar{S}} E[Y|S] \\ &= \beta (\lim_{S \uparrow \bar{S}} E[L|S] - \lim_{S \downarrow \bar{S}} E[L|S]) + (\lim_{S \uparrow \bar{S}} E[\epsilon|S] \\ & \quad - \lim_{S \downarrow \bar{S}} E[\epsilon|S]) \end{aligned}$$

onde S é o *score* dos clientes e \bar{S} é o *score* de *cutoff*. A equação acima nos informa que, condicional no *score* dos clientes, a diferença entre os *outcomes* ao redor dos *cutoffs* é função da diferença do limite de crédito (que observamos ser diferente de zero) e da diferença entre os componentes não-observáveis que determinam as variáveis de interesse.

Primeiramente, note que ϵ é o componente não observável que determina os *outcomes*. Portanto, a hipótese crucial de identificação do estimador de *Fuzzy RDD* é que

$$(\lim_{S \uparrow \bar{S}} E[\epsilon|S] - \lim_{S \downarrow \bar{S}} E[\epsilon|S]) = 0$$

Retomando a intuição anterior, essa hipótese afirma que, *na ausência de tratamento*, as decisões de tomada de dívida, *default* e retorno de indivíduos ao redor do *cutoff* seriam idênticas. Claramente, essa hipótese não é diretamente testável. No entanto, em um capítulo posterior realizaremos alguns exercícios usuais na literatura que se utiliza de técnicas de Regressão em Descontinuidade para dar maior segurança à nossa hipótese de identificação.

Supondo que a hipótese acima é válida, podemos estimar de forma consistente o parâmetro β pela razão

$$\beta = \frac{(\lim_{S \uparrow \bar{S}} E[Y|S] - \lim_{S \downarrow \bar{S}} E[Y|S])}{(\lim_{S \uparrow \bar{S}} E[L|S] - \lim_{S \downarrow \bar{S}} E[L|S])}$$

O estimador de *Fuzzy RDD* é, portanto, um estimador de Variáveis Instrumentais de Dois Estágios (2SLS), no qual as descontinuidades são os instrumentos excluídos: no caso de um tratamento contínuo (valor do limite Extra), as descontinuidades afetam a *esperança condicional* do tratamento.

Para implementarmos o estimador, considere, como em Ferraz e Finan (2009), o seguinte modelo:

$$Y_i = \alpha + \gamma X_i + \beta E[L_i|S_i, X_i] + f_0(S_i) + \omega_i \quad (3)$$

$$E[L_i|S_i, X_i] = \delta_0 + \delta_1 X_i + f_1(S_i) + \sum_{j=1}^k \gamma_j \mathbb{1}\{S_i > \bar{S}_j\} \quad (4)$$

onde Y_i são as variáveis de interesse, $f_0(S_i)$ e $f_1(S_i)$ são funções flexíveis do *score* e $\mathbb{1}\{S_i > \bar{S}_j\}$ são funções indicadores de que o *score* do indivíduo i está acima do *cutoff* \bar{S}_j .

Van der Klaaw (2002) nota que, se utilizamos a mesma forma funcional para $f_0(S_i)$ e $f_1(S_i)$, o estimador de β será exatamente um estimador de 2SLS, com a equação (4) como Primeiro Estágio. Reformulando nossa hipótese de identificação para a linguagem de Variáveis Instrumentais, β é consistentemente estimado caso os instrumentos excluídos não pertencem à equação (3): isto é, caso as características não-observáveis que determinam os *outcomes* sejam contínuas nos *cutoffs* do *score*.

Em nossa principal especificação, estimamos o modelo acima para aqueles clientes cujo *score* encontra-se em janelas de +- 10 pontos ao redor dos *cutoffs* e permitimos que $f(S_i)$ seja um *cubic spline*, ou seja, que tome forma cúbica em cada um dos intervalos determinados pelos *cutoffs*. Em nossos exercícios de robustez, utilizamos janelas e formas funcionais distintas afim de investigar a sensibilidade de nossos resultados a diferentes especificações econométricas.

5 Resultados

Nesta seção apresentamos os resultados de nossas estimativas acerca do efeito de alterações nos limites com que clientes se deparam sobre uma série de medidas de dívida, retorno e *default*. Primeiramente abordamos os resultados referentes à investigação sobre restrição à liquidez, avaliando o efeito de aumentos de limite sobre dívida. Posteriormente, investigamos o possível canal de informação assimétrica discutido anteriormente: se alterações no limite dos clientes elevam *default* e reduzem o retorno dos empréstimos, podemos observar em equilíbrio emprestadores restringindo o montante de crédito disponível.

5.1. Restrição à Liquidez

Iniciamos esta subseção apresentando os resultados de ignorarmos possíveis fontes de endogeneidade e estimarmos a equação (1) discutida no capítulo anterior por MQO. Os resultados encontram-se na Tabela 2. Em todas as especificações, utilizamos como controles uma série de características individuais reportadas quando da aquisição do cartão, além do *score* do cliente, seu limite fixo e efeitos fixos de estado onde se localiza a loja na qual o cartão foi adquirido. Em cada uma das colunas especificamos uma variável dependente distinta, afim de captarmos a sensibilidade dos clientes a alterações no limite extra, cujo coeficiente associado encontra-se na primeira linha.

Em todas as especificações encontramos uma relação positiva entre limite extra e medidas de dívida, embora em intensidades distintas. As colunas (1) e (2) têm como variáveis dependentes o saldo contratado nos planos com e sem juros, respectivamente, no mês de Maio, enquanto as colunas (3) e (4) referem-se às mesmas variáveis no mês de Junho. Ao observamos às colunas (1) e (3) vemos que aumentos de R\$ 100 no limite extra estão associados a elevações próximas a R\$ 6 no saldo do plano com juros, enquanto a elevação no plano sem juros, reportada nas colunas (2) e (4), é ainda maior, próxima a R\$ 10. Isso indica uma elevada Propensão Marginal a Consumir (PMC) da Liquidez, muito embora seja

surpreendente que a maior parte da elevação seja referente às compras **sem juros**, uma vez que o plano de extensão de limite é limitado a compras com juros. O que talvez seja mais surpreendente seja observar que, embora estatisticamente significativa, o coeficiente associado à resposta da dívida no rotativo a aumentos do limite extra seja economicamente insignificante: a PMC indicada nas colunas (6) e (7) é algo entre 0,4%-0,6%, uma resposta condizente com consumidores que não são restritos em crédito e, portanto, não elevam suas dívidas frente a aumentos de liquidez. Embora pareça haver uma sensibilidade relevante nas compras com e sem juros, sem dúvida a contração de dívida no rotativo nos parece ser um sinal muito mais significativo de restrição à liquidez.

Interpretar os resultados explorados acima como **causais**, no entanto, pode ser equivocado devido aos diversos problemas de endogeneidade discutidos anteriormente: somente variações **exógenas** do limite com o qual o cliente se depara podem nos informar sobre a sensibilidade de contração de dívida à liquidez.

Regressão em descontinuidade

Como discutido anteriormente, a política de determinação de limites extras da Administradora do cartão de crédito em questão é tal que a distribuição dos limite apresenta claras descontinuidades ao longo dos *scores*, como pode ser observado nas Figuras 1 e 2. É esta variação exógena da liquidez com que os clientes do cartão se deparam que usaremos para investigar o efeito de aumentos do limite sobre tomada de dívida.

A Tabela 3 apresenta os resultados do Primeiro Estágio de nossas estimativas, nas quais a variável dependente é o limite extra recebido pelos clientes. Em todas as especificações incluímos uma forma funcional flexível de *cubic spline* e variáveis indicadoras das descontinuidades, reportadas na Tabela. Nas colunas (1) e (2), apresentamos os resultados da regressão utilizando clientes com todos os *scores*¹⁹, sendo que na segunda incluímos como controles todas as características individuais descritas. Os coeficientes nos indicam a variação média

¹⁹ Sempre que utilizamos toda a amostra, ao invés de janelas ao redor dos *cutoffs*, excluimos observações com *scores* abaixo de 5 e acima de 95. A amostra para as caudas da distribuição de *scores* é bastante reduzida e tanto os limites extras quanto as variáveis de interesse tomam valores muito extremos, de forma que não conseguimos nem mesmo capturar de forma razoável a distribuição do Primeiro Estágio.

nos limites extras ao redor dos *cutoffs*: clientes imediatamente acima dos *scores* de 20, 50 e 80 recebem, em média, respectivamente, cerca de R\$ 62, R\$ 70 e R\$ 33 a mais que clientes com pontuação logo abaixo. Na Figura 7, apresentamos a média efetiva dos limites extras por *score*, em azul, e em vermelho a média dos **valores preditos** pela regressão da coluna (2), mostrando que nosso modelo flexível consegue capturar de forma bastante precisa a distribuição dos limites e as descontinuidades observadas.

Nas colunas seguintes, repetimos o exercício anterior, mas agora utilizando apenas clientes com *scores* em janelas de ± 10 pontos²⁰ ao redor das descontinuidades²¹. Os resultados são bastante similares, indicando uma elevação média de R\$ 59 no limite extra para clientes com *score* acima de 20, R\$ 68 para clientes acima de 50 e R\$ 37 para clientes acima de 80. Em todas as especificações, ao incluirmos os controles explicamos mais de 65% da variação dos limites extras e os indicadores de descontinuidade são altamente significantes, com Estatísticas-F próximas a 200. Essa especificação, com inclusão de características individuais e janelas de ± 10 pontos ao redor das descontinuidades, será nossa principal especificação para os exercícios posteriores.

Na Tabela 4, apresentamos as estimativas de Forma Reduzida, avaliando como as variáveis de interesse se comportam ao redor dos *cutoffs*. Novamente, as colunas (1) e (3) referem-se a compras com juros em Maio e Junho, enquanto as colunas (2) e (4) referem-se ao plano sem juros nos mesmos meses. Observamos, primeiramente que, para ambos os meses e todas as descontinuidades, as estimativas pontuais são negativas para o plano sem juros: indivíduos imediatamente acima dos *cutoffs* gastam menos no plano sem juros do que aqueles logo abaixo. Se olharmos para a descontinuidade 50, a única na qual o efeito parece ser significativo, isso parece ser explicado por uma maior utilização do plano com juros: para o mês de Junho, clientes logo acima do *cutoff* elevam compras com juros em R\$ 12 e reduzem compras sem juros em R\$ 7. Note que,

²⁰ Isto é, clientes com *scores* nos intervalos de 10-30; 40-60 e 70-90.

²¹ Se nossa forma funcional flexível capta perfeitamente a relação entre *score* e as variáveis de interesse, não deveríamos observar diferenças nas estimativas com diferentes janelas. Na prática, ao reduzirmos a amostra a intervalos ao redor dos *cutoffs* enfrentamos um *trade-off* viés-variância: temos uma amostra menor para estimar os parâmetros de interesse, mas descartamos clientes muito distantes do *cutoff* que podem introduzir viés nas estimativas.

para a descontinuidade 80, os efeitos são sempre muito próximos de zero: esses são clientes com *score* elevado, que não esperaríamos serem restritos em liquidez. O resultado surpreendente, no entanto, encontra-se no *cutoff* 20, no qual, para todos os saldos observamos um coeficiente negativo. Como mostramos mais à frente, no entanto, infelizmente possuímos muito poucas observações ao redor desta descontinuidade, de forma que levamos os resultados para estes clientes com um grau maior de cautela.

No que se refere à contração de dívida no rotativo no entanto, as estimativas são estatisticamente e economicamente significantes: no mês de Maio, clientes acima do *score* 50 contraem R\$ 6 a mais de dívida (e apesar dos resultados anteriores, clientes acima do *score* 20 também parecem elevar significativamente suas dívidas). Lembrando que a média de dívida no rotativo era pouco superior a R\$ 35, esse parece ser um efeito não negligenciável. Para o mês de Junho, o efeito é praticamente idêntico para os indivíduos imediatamente acima da descontinuidade 50, enquanto para aqueles com *score* superior a 20 o efeito desaparece. Mais uma vez, não observamos nenhum efeito para clientes acima da descontinuidade 80, condizente com o fato de que são clientes com melhor *score* e menor probabilidade de necessitar recorrer ao crédito rotativo.

As estimativas de 2SLS do efeito de alterações no limite sobre as variáveis de dívida são apresentadas no painel inferior da Tabela 4. Em nossa principal especificação, as três descontinuidades são instrumentos excluídos que geram variação exógena nos limite extras, e estimamos um único coeficiente que representa a sensibilidade média ao longo dos *scores*. As estimativas pontuais para saldo com juros indicam um aumento equivalente a 10% da elevação do limite, embora não seja estatisticamente significativa. Encontramos, no entanto, uma redução significativa nas compras sem juros: aumentos de R\$ 100 no limite induziram uma diminuição de R\$ 8,50 no saldo em compras sem juros.

Com relação à dívida no rotativo, observamos um efeito bastante significativo tanto para o mês de Maio quanto de Junho: a PMC da liquidez representada pelo limite extra é estimada entre 7-8,5%, um efeito uma ordem de grandeza superior àquele obtido com a estimativa por MQO. Como discutido anteriormente, a contração de dívida no rotativo neste cartão é bastante custosa, com taxas de juros superiores a 400% a.a., o que interpretamos como um indicativo de que, se observamos elevação deste tipo de dívida frente a aumentos

exógenos de liquidez, os clientes devem ter restrições em acessar o mercado de crédito.

Heterogeneidade dos efeitos

Até o momento, apresentamos a resposta média dos clientes frente a aumentos exógenos do limite de crédito. No entanto, se restrição à liquidez é realmente a razão pela qual observamos aumentos de dívida no rotativo frente a aumentos no limite, deveríamos esperar que essa resposta fosse relevante somente para aqueles indivíduos cuja utilização do cartão estava próxima ao seu limite e, portanto, para os quais a elevação do limite relaxou uma restrição que poderia ser ativa. Caso clientes com a maior parte de seu limite ainda livre também pareçam elevar sua dívida frente a aumentos na liquidez disponível, deve haver outro canal, que não restrição à liquidez, motivando esse comportamento observado²².

Para verificar se o efeito investigado parece ser heterogêneo entre os clientes, realizamos um simples exercício: dividimos a amostra de acordo com a utilização do cartão no início do período. Na Tabela 5, reportamos os resultados da Forma Reduzida e do Segundo Estágio para duas amostras²³ distintas: indivíduos com utilização abaixo do percentil 25 da distribuição (utilização inferior a aproximadamente 10%) e acima do percentil 75 (utilização acima de 85%)

No painel superior à esquerda da Tabela 5 apresentamos a Forma Reduzida para indivíduos com baixa utilização: para quase todas as descontinuidades o efeito estimado é muito próximo de zero, e na maior parte das vezes a estimativa pontual é inclusive negativa. O painel à direita, para indivíduos com alta utilização, mostra uma figura bastante distinta: para as descontinuidades 20 e 50 as estimativas pontuais são todas positivas e elevadas, embora apenas para a descontinuidade 50 em Junho o efeito seja estatisticamente significativo. Para a descontinuidade 80, o efeito estimado também é muito próximo de zero: clientes

22 Gross e Souleles (2002) documentam não apenas que a PMC dos clientes com alta utilização do cartão é muito superior àqueles com baixa utilização, mas também que mesmo indivíduos com utilização inferior a 50% do limite parecem elevar significativamente sua dívida. Os autores concluem que este comportamento é condizente com um modelo de *buffer stock*, no qual a possibilidade de estarem restritos em crédito no futuro faz com os consumidores tenham um *target* de utilização constante do limite.

²³ Mantendo nossa principal especificação, utilizamos somente clientes em janelas de +- 10 pontos ao redor dos *cutoffs*.

com alta pontuação, mesmo próximos de seu limite de crédito, não parecem elevar sua dívida no rotativo.

O painel inferior da Tabela 5 reporta os resultados do estimador de 2SLS. Enquanto as estimativas para o grupo de baixa utilização são muito próximas de zero, os coeficientes associados ao grupo de alta utilização são bastante elevados: para o mês de Junho, a PMC estimada é de quase 30%, mais que o quádruplo daquela estimada na média para o mesmo período. Esse resultado, portanto, corrobora um comportamento condizente com indivíduos que são restritos em liquidez: clientes com baixa utilização do cartão não elevam suas dívidas frente a aumentos no limite, enquanto aqueles que estavam próximos de utilizar toda a liquidez disponível o fazem de maneira significativa.

Notamos em todas as especificações acima que todo o nosso efeito parece advir dos indivíduos próximos a descontinuidade 50: na descontinuidade 20 temos muito poucos clientes, o que impede uma estimação precisa, enquanto na descontinuidade 80 o efeito parece efetivamente ser nulo. Passaremos a partir de agora, portanto, a dar maior atenção àqueles indivíduos para os quais podemos documentar um aumento de dívida frente a elevações do limite extra: os clientes ao redor do *cutoff* 50 com alta utilização inicial do cartão.

Iniciamos este exercício olhando apenas para os clientes em uma janela ao redor do *cutoff* 50, descartando as demais descontinuidades. A Tabela 6 apresenta os resultados de estimarmos o efeito de variações exógenas no limite sobre dívida no rotativo somente para clientes próximos ao *cutoff* 50 e com utilização inicial superior a 75% do limite. No painel superior reportamos a forma reduzida, que nos mostra estimativas pontuais bastante similares a quando utilizamos toda a amostra, contudo sem significância estatística. No painel inferior reportamos o resultado do segundo estágio, que mostra um efeito significativo e bastante elevado para Junho: uma elevação de R\$ 100 no limite implica em mais de R\$ 30 adicionais adquiridos no rotativo, confirmando os indícios de restrição à liquidez para os clientes próximos ao *cutoff* 50 com alta utilização inicial.

5.2. Informação Assimétrica

Passamos agora à análise sobre existência de informação assimétrica no mercado em questão. Como apresentado anteriormente, desejamos investigar se

aumentos de limite causam redução do retorno dos empréstimos, o que poderia justificar observarmos clientes restritos em crédito. Primeiramente, apresentamos uma breve análise de toda a amostra, enfocando posteriormente aqueles clientes para os quais obtivemos evidências de restrição à liquidez.

A Tabela 7 apresenta os resultados de estimarmos o efeito de aumentos do limite dos clientes sobre retorno, *default* e pagamentos das faturas por Mínimos Quadrados Ordinários. Embora todos os coeficientes associados ao limite extra sejam estatisticamente significativos, esse efeito não parece muito relevante. A coluna (1) indica que um aumento de R\$ 100 no limite extra eleva o retorno financeiro dos empréstimos em 0,0009 pontos percentuais - avaliado na média do retorno, esse efeito é de uma elevação de apenas 1%. No entanto, o resultado apresentado pelo retorno é inconsistente com as estimativas das colunas (2) e (3), que indicam que uma elevação do limite **aumenta** a taxa de *default* e **reduz** o pagamento médio das faturas nos meses subsequentes. Conquanto os efeitos sejam pequenos em magnitude, se acreditássemos que a estimativa por MQO efetivamente captasse o efeito causal de aumentos de liquidez sobre retorno e *default* seria muito surpreendente observar um aumento de retorno simultaneamente a maiores taxas de *default* e menor pagamento das faturas.

Tendo em mente o possível viés das estimativas acima, passamos então às estimativas pela estratégia de RDD. Na Tabela 8 apresentamos os resultados da Forma Reduzida, onde cada variável dependente é indicada na coluna. As estimativas pontuais da coluna (1) indicam uma redução do retorno financeiro em indivíduos imediatamente acima das descontinuidades, embora somente ao redor do *score* 50 essa diferença seja estatisticamente significativa: indivíduos imediatamente acima do *cutoff* têm retorno 1,7 p.p. menor do que aqueles logo abaixo, um efeito relevante se considerarmos o retorno médio de 9%.

Os possíveis canais que explicam essa redução dos retornos são explorados nas colunas (2) e (3). A variável dependente na coluna (2) é uma *dummy* que indica se o cliente deu *default* em alguma fatura no período em questão. Em nenhum dos *cutoffs* parece haver aumento estatisticamente significativo da probabilidade de *default*, sendo a estimativa pontual inclusive negativa para a descontinuidade do *score* 80. A redução do retorno parece ser explicada, portanto, não por uma elevação na probabilidade dos clientes que recebem limite extra perderem o pagamento de uma fatura, mas no repagamento de **parcelas**

menores da fatura, como mostra a coluna (3): clientes acima dos *cutoffs* 20 e 50 pagam em média 2,5 p.p e 1,2 p.p., respectivamente, a menos do total da fatura. Os clientes acima do *score* 80, por sua vez, parecem pagar em média 0,8 p.p. **a mais** da fatura, embora não houvéssimos encontrado um efeito significativo sobre retorno para esse *cutoff*.

As estimativas de 2SLS encontram-se no painel inferior da Tabela 8. Consistente com os resultados encontrados na primeira coluna do painel superior, o estimador de 2SLS confirma o efeito negativo do limite extra sobre o resultado financeiro dos empréstimos: um aumento de R\$ 100 no limite reduz em 2 p.p. o retorno, uma diminuição superior a 20% se comparado ao retorno médio. Novamente, a coluna (2) não indica nenhum impacto da extensão de limites sobre *default*. Com relação à coluna (3), não encontramos um efeito estatisticamente significativo de limite sobre percentual da fatura pago. Embora houvéssimos encontrado uma redução do pagamento médio das faturas nos *cutoffs* 20 e 50, para a descontinuidade no *score* 80 esse efeito parecia ser positivo, o que pode explicar a razão pela qual, ao estimarmos o efeito médio para todas as descontinuidades, não encontremos significância estatística.

Retomando o resultado encontrado anteriormente, na subseção anterior documentamos que todo o efeito de contração de dívida que conseguimos documentar parece vir dos indivíduos ao redor da descontinuidade 50 e com alto grau de utilização do limite inicial. Ao analisarmos os efeitos heterogêneos de aumentos do limite sobre retorno e *default*, portanto, concentramo-nos no grupo para o qual efetivamente temos evidência de restrição à liquidez e, portanto, para o qual o fenômeno de informação assimétrica pode ser relevante.

Na Tabela 9 apresentamos a forma reduzida da estimação por RDD do efeito de aumentos de limite sobre retorno, *default* e percentual da fatura pago. Nossa amostra consiste, assim como na subseção anterior, em indivíduos com *score* entre 40 e 60 e utilização inicial superior a 75%. Encontramos estimativas pontuais de um efeito negativo sobre retorno e sobre porcentagem paga, mas o único efeito estatisticamente significante é um aumento do *default*: estar acima do *cutoff* eleva em 6,5% a probabilidade de *default* nos quatro meses seguintes à política. Os resultados do segundo estágio indicam um efeito bastante significativo tanto para *default* quanto para o percentual da fatura pago: um aumento de R\$ 100 no limite eleva a probabilidade de *default* em 13% e reduz o percentual médio da

fatura pago em 6 p.p.. No entanto, o efeito sobre retorno não é significativo, embora a estimativa pontual seja muito próxima àquela obtida para a amostra geral.

Um último exercício que realizamos é estender o período analisado, afim de tentar analisar os efeitos de longo prazo da contração de dívida sobre *default*. Como discutido anteriormente, contudo, houve outras mudanças de limites posteriores, o que dificulta nossa análise²⁴. O que fazemos, portanto, é olhar para um grupo específico que **não recebeu** nenhum destes limites extras posteriores, e reestimar os efeitos desejados. É evidente que receber ou não receber limites não é aleatório: nossa amostra não deve ser, a princípio, idêntica em características observáveis e não observáveis à amostra com todos os clientes. Muito embora não possamos generalizar os resultados aqui encontrados, portanto, desejamos ver como o retorno e *default* se comportam no longo prazo, mesmo que para um grupo restrito de clientes.

A Tabela 10 reporta os resultados das estimativas, nas quais retorno, probabilidade de *default* e percentual pago são calculados ao longo de 12 meses. Documentamos um efeito significativo do aumento de limite sobre *default* e, como poderíamos esperar, esse efeito é muito maior no longo prazo: nos 12 meses seguintes à política, um aumento de R\$ 100 no limite extra eleva a probabilidade de *default* em mais de 40%. Embora não documentamos efeito significativo sobre retorno dos empréstimos, esse nos parece uma forte evidência de que aumentos no limite afetam o comportamento de repagamento por um longo período após a introdução da mudança.

²⁴ Houve extensões de limite extra em Setembro (Dia das Crianças), Novembro e Dezembro (duas ações distintas de Natal).

6 Robustez

Nesta seção realizamos uma série de exercícios de robustez que buscam dar maior segurança a nossas estimativas. Primeiramente apresentamos alguns exercícios usuais na literatura de Regressão em Descontinuidade que dão maior confiança em nossas hipóteses de identificação. Posteriormente, utilizamos outras formas funcionais e subamostras para verificar a robustez das estimativas de nossa especificação principal.

6.1. Distribuição de observáveis e seleção

Como discutido anteriormente, a hipótese crucial de identificação em uma estratégia de Regressão em Descontinuidade é não testável: supomos que características **não observáveis** dos indivíduos que afetam variáveis de interesse são suavemente distribuídos ao longo dos *scores*, isto é, que clientes imediatamente acima e abaixo dos *cutoffs* não são substancialmente distintos em dimensões que afetem decisões de tomada de dívida e repagamento. Embora claramente não possamos testar tal hipótese, um exercício usual da literatura é verificar se características **observáveis** são descontínuas ao redor dos *cutoffs*: uma afirmação positiva nesse sentido claramente invalida a hipótese que a alocação dos indivíduos acima e abaixo das descontinuidades é quase aleatória.

Realizamos tal exercício na Tabela 11. Em cada uma das colunas, a variável dependente é uma característica observável do indivíduo, entre as quais incluímos seu limite principal e a utilização do cartão às vésperas do evento. Todas as regressões incluem um *cubic spline* do *score* e variáveis indicadoras das descontinuidades, cujos coeficientes associados são reportados. Incluímos também a estatística-F e o p-valor do teste de significância conjunta dos indicadores de descontinuidade.

Dentre as doze características observáveis analisadas, somente para a variável indicadora de possuir telefone residencial as descontinuidades são conjuntamente significantes a 5%. Observamos também uma descontinuidade

significante na *dummy* de casa própria na descontinuidade 50 e no tempo de cliente na descontinuidade 20. De forma geral, contudo, características observáveis não parecem ter saltos ao redor das descontinuidades de *score* utilizadas como instrumentos para o limite extra, dando confiança em nossa estratégia de identificação.

Outra preocupação usual com relação à hipótese de identificação em estratégias de RDD é o fato de que indivíduos possam de alguma forma manipular a variável que afeta a probabilidade de tratamento. Em nosso contexto, isso significaria indivíduos com *score* logo abaixo dos *cutoffs* buscarem elevar sua pontuação, de maneira que fosse mais provável receberem limite extra. Caso isso ocorresse, deveríamos esperar observar uma descontinuidade na distribuição de indivíduos ao redor dos *cutoffs*: haveria uma concentração de clientes com *score* logo acima das descontinuidades. Na Figura 8, apresentamos o histograma dos *scores*, com as descontinuidades assinaladas por linhas vermelhas, no qual não parece haver nenhuma descontinuidade significativa na distribuição dos *scores*. Na realidade, esse tipo de auto-seleção parece pouco provável de ocorrer em nosso ambiente, uma vez que os clientes nem mesmo são informados de sua pontuação.

6.2. Exercícios de Robustez

Passamos agora a apresentar uma série de exercícios de robustez, que replicam as análises realizadas anteriormente utilizando diferentes formas funcionais e subamostras da população.

Iremos destacar em nossos exercícios de robustez aquele grupo de indivíduos que documentamos anteriormente serem restritos em liquidez, a saber, clientes com alta utilização inicial. Primeiramente, abandonamos as janelas ao redor dos *cutoffs* e utilizamos toda a amostra para estimar novamente o efeito heterogêneo de aumentos de limites sobre contração de dívida no rotativo. Os resultados, reportados na Tabela 12, são bastante similares aos encontrados inicialmente: todo o efeito de extensão de limite sobre aquisição de dívida parece advir dos clientes com alta utilização, sobretudo na descontinuidade 50, enquanto a PMC estimada para aqueles com baixa utilização é muito próxima de zero, contra algo entre 16-22% para aqueles de alta utilização.

Novamente, desejamos verificar a robustez do efeito somente para os clientes ao redor do *cutoff* 50. Para tal, abandonamos a forma funcional flexível do *cubic spline* e estimamos o efeito para uma janela muito pequena ao redor dos *cutoffs*: se restringimos a amostra a um intervalo muito próximo da descontinuidade, não necessitamos controlar pelos efeito do *score* sobre as variáveis de interesse.

O primeiro e segundo estágio, portanto, podem ser descritos pelas equações

$$Y_i = \alpha + \beta E(L|\bar{S}) + \epsilon_i$$

$$E(L|\bar{S}) = \gamma_0 + \gamma_1 \mathbb{1}\{S_i > \bar{S}\}$$

O estimador de β será, portanto, um Estimador de Wald, no qual a descontinuidade do *score* é usada como instrumento para o limite extra.

Reportamos o resultado das estimações na Tabela 13. As duas primeiras colunas utilizam um intervalo de dois pontos ao redor do *cutoff*, enquanto as duas últimas restringem ainda mais a janela, a um ponto. Apesar da amostra muito reduzida e de abandonarmos uma forma flexível, recuperamos resultados na forma reduzida bastante similares àqueles obtidos usando *cubic spline*: observando a especificação com dois pontos ao redor do *cutoff*, clientes logo acima da descontinuidade contrataram, em média, R\$ 6 e R\$ 13 a mais que aqueles logo abaixo, contra estimativas de R\$ 9,5 e R\$ 14 na especificação principal. Embora as estimativas não sejam significativamente diferentes de zero na forma reduzida, recuperamos um efeito significativo para o mês de Junho, assim como na especificação anterior: a PMC dos clientes ao redor do *cutoff* 50 e com alta utilização é de 24%, contra uma estimativa de 31% no modelo principal e cerca de 7,5% na média para todos os clientes.

No que tange à investigação sobre informação assimétrica, retomamos inicialmente nossa discussão sobre a medida de retorno utilizada. Como apresentado anteriormente, é possível que a definição de retorno empregada por nós subestime o efeito da política de extensão de limites, uma vez que levamos em conta apenas os juros pagos no cartão, e não nas compras com juros²⁵. Para

²⁵ Ou seja, consideramos apenas os juros que vão para a administradora do cartão. Levar em conta as compras com juros é o equivalente a consolidar o balanço da administradora e da varejista.

verificar se o efeito estimado é diferente uma vez que levamos em conta as compras com juros, definimos uma nova medida de retorno, descontando o valor dos juros implícitos das compras. Como os juros variam de acordo com produtos e número de parcelas, e observamos apenas os valores agregados das compras, realizamos o exercício para juros de 15% e 20%²⁶. Na Figura 9, apresentamos a densidade dos retornos para as três definições distintas: note que a principal mudança é uma redução dos retornos próximos a zero e uma elevação dos retornos próximos a 15% e 20%, refletindo os clientes que pagaram integralmente suas parcelas com juros e agora consideramos esse retorno positivo.

Na Tabela 14, apresentamos os resultados da Forma Reduzida e do Segundo Estágio, para diferentes especificações. Nas colunas (1) e (3) apresentamos os resultados usando todos os clientes, enquanto nas colunas (2) e (4) utilizamos nossa especificação principal, com janelas de ± 10 pontos os redor dos *cutoffs*. Nas duas primeiras colunas, utilizamos uma taxa de juros implícita de 15%, enquanto nas duas últimas a taxa é de 20%.

Concentrando-nos nos resultados do Segundo Estágio, as estimativas utilizando toda a amostra sugerem que um aumento de R\$ 100 no limite reduz o retorno entre 2,8 e 3 pontos percentuais - um resultado bastante similar aos encontrados anteriormente. Para nossa principal especificação, as estimativas de VI não são estatisticamente significativas, embora a forma reduzida mostre uma redução do retorno na descontinuidade 50 para uma taxa de juros de 15%. Nossos resultados sugerem, portanto, que mesmo considerando o ganho implícito nas compras com juros, o efeito do aumento de limites sobre retorno parece negativo ou, na melhor das hipóteses, nulo.

Voltamos-nos agora para exercícios de robustez das investigações de informação assimétrica para os clientes para os quais observamos elevação de dívida no rotativo. A Tabela 15 reporta os resultados de estimarmos o efeito de aumentos do limite sobre medidas de retorno e repagamento para clientes com alta utilização ao redor do *cutoff* 50, utilizando Estimadores de Wald. No painel à esquerda utilizamos uma janela de ± 2 pontos ao redor do *cutoff*, enquanto no painel à direita a janela é de ± 1 ponto. Com essa especificação, não encontramos

²⁶ Por exemplo, se o cliente comprou R\$ 115 no plano com juros e repagou R\$ 115, anteriormente obteríamos retorno zero. Agora, para juros de 15%, consideramos que suas compras totalizaram R\$ 100: os R\$ 15 adicionais são considerados juros e, portanto, o retorno financeiro da operação foi de 15%.

nenhum coeficiente estatisticamente significativo: embora as estimativas pontuais para o efeito sobre retorno sejam bastante similares às anteriores, o efeito sobre *default* parece bastante menor e não é estatisticamente diferente de zero.

Também utilizamos Estimadores de Wald para verificar o efeito de aumentos de limite sobre retorno e repagamento ao longo de doze meses. A Tabela 16 reporta a Forma Reduzida e o Segundo Estágio desse exercício, no qual restringimos a amostra a clientes que não receberam extensões de limite extra no período, com alta utilização inicial e com *score* em pequenas janelas ao redor do *cutoff*. Observando a especificação com ± 2 pontos ao redor do *score* 50, os resultados confirmam uma redução do percentual da fatura paga e uma elevação da probabilidade de *default*, ainda que em magnitude bastante menor à nossa especificação principal: enquanto lá observávamos um aumento da probabilidade de *default* próximo a 40%, nossa especificação de robustez estima um efeito próximo a 13%. As estimativas pontuais são bastante similares quando utilizamos uma janela menor, porém a amostra ainda mais reduzida não nos permite estimar os efeitos com precisão. De forma surpreendente dados os demais resultados, as estimativas pontuais para o efeito de aumentos de limite sobre retorno no longo prazo são positivas, embora estatisticamente iguais a zero em ambas as especificações.

7 Conclusão

Este estudo buscou documentar a existência de restrição à liquidez e informação assimétrica em um mercado de cartões de crédito no Brasil. Para superar possíveis fontes de endogeneidade, exploramos variações quase-experimentais nos limites com os quais os clientes se deparam, decorrentes de uma política de determinação de limites extras em datas festivas que é descontínua no *score* dos clientes.

Utilizando técnicas de Regressão em Descontinuidade, encontramos evidências de restrição à liquidez inexistentes nas estimativas por MQO: os clientes apresentam, na média, uma PMC próxima a 8%, sendo esta superior a 30% para o grupo de indivíduos que conseguimos documentar ser efetivamente restrito em liquidez - aqueles próximos ao *cutoff* 50 com alta utilização inicial. Mesmo com utilização inicial elevada, não encontramos nenhuma evidência que clientes com *score* elevado, próximos à descontinuidade 80, sejam restritos em liquidez: esses são indivíduos com boas condições de crédito e, portanto, não deveríamos realmente imaginar que estivessem restritos.

Com relação à investigação sobre informação assimétrica, encontramos que, na média, parece haver uma redução significativa do retorno dos empréstimos, mesmo quando levamos em conta os ganhos com compras no plano com juros. Especificamente para indivíduos que se endividam mais no primeiro estágio de nossa investigação, encontramos uma elevação da probabilidade de *default* e uma redução do percentual da fatura paga, mas não conseguimos estimar uma redução do retorno.

Em particular, quando colhemos uma subamostra que acompanhamos por um período mais longo, de 12 meses, observamos uma expressiva elevação da probabilidade de *default*: a probabilidade de *default* no ano seguinte à política eleva-se em até 40% frente a um aumento de limite de R\$ 100 para clientes com alta utilização. Interpretamos isso como um alerta de que os efeitos de extensões

de crédito sobre *default* podem ser sentidos apenas em prazos mais longos e, portanto, não percebidos como efeitos diretos das políticas iniciais.

Devemos ressaltar algumas limitações de nossos resultados. Como qualquer identificação baseada na estratégia de Regressão em Descontinuidade, os efeitos estimados aqui são locais, no sentido de que se aplicam somente aos clientes ao redor dos *cutoffs*. O fato de termos diversos *cutoffs* nos ajuda a argumentar que estimamos um efeito médio ao longo dos *scores*, contudo observamos muito poucos clientes ao redor da descontinuidade 20, o que não ajuda em nossas estimativas. A própria natureza do mercado de cartões de crédito também dificulta a definição de nossas variáveis: medir dívida, retorno e *default* não é tarefa trivial nem existe uma vasta literatura sobre o assunto que nos dê um padrão a ser seguido. Estudos adicionais deste mercado devem colaborar em padronizar a mensuração destas variáveis, a fim de se poder comparar diferentes pesquisas.

Concluindo, encontramos evidências robustas de presença de restrição à liquidez e informação assimétrica no mercado analisado. A crescente importância destes temas para diversas áreas da disciplina deve encorajar novas investigações empíricas em mercados que, como este, ofereceram boas oportunidades de identificação destes fenômenos.

8 Referências Bibliográficas

ADAMS, W.; EINAIV, L.; JENKINS, M. Liquidity Constraints and Imperfect Information in Subprime Lending. **American Economic Review**, 99(1), pp. 49-84, 2009.

AKERLOF, G. The Market for 'Lemons': Quality Uncertainty and the Market Mechanism. **The Quarterly Journal of Economics**. vol. 84(3) pp. 488-500, 1970.

ALAN,S.; DUMITRESCU, R.; LORANTH, G. Subprime consumer credit demand: evidence from a lender's pricing experiment. **European Central Bank Working Paper** nº 1304, 2011.

ALTONJI, J. G.; SIOW, A. Testing the Response of Consumption to Income Changes with (Noisy) Panel Data. **The Quarterly Journal of Economics**, Vol. 102(2), pp. 293-328, 1987.

ANGRIST, J. D.; PISCHKE, J-S. Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion . **Princeton University Press**, 2009.

ASSUNÇÃO, J.; DE MELLO, J.M.P.; SALGADO, P.; SILVA, F. The Effect of Interest Rate on Borrower Performance: Disentangling Moral Hazard from Adverse Selection. **Working Paper**, PUC-Rio, 2012.

AUSUBEL, L. M. Adverse Selection in the Credit Card Market. **Working Paper**, Department of Economics, University of Maryland, 1999 .

AUSUBEL, L. M. The Failure of Competition in the Credit Card Market. **American Economic Review**, Vol. 81, No. 1, pp. 50-81, 1991.

BANERJEE, A.V.; DUFLO, E. Do Firms Want to Borrow More? Testing Credit Constraints Using a Directed Lending Program. **Working Paper**, MIT Department of Economics, 2012

BROLLO, F. *et al.* The Political Resource Curse. **NBER Working Paper 15705**, National Bureau of Economic Research, Inc, 2010.

CASTRO, P.H.; DE MELLO, J.M.P. **Existe Assimetria na Resposta dos Juros Bancários a Variações na Taxa Selic?** Evidência do Mercado de Crédito para Pessoa Física no Brasil. Dissertação (Mestrado em Economia) - Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2008.

DEATON, A. Saving and Liquidity Constraints. **Econometrica**, vol. 59 (5) pp. 1221-1248, 1991.

DE MELLO, J.M.P.; NOVAES, W. Information Asymmetry and Competition in Credit Markets: The Pricing of Overdraft Loans in Brazil. In: XII MEETING OF THE LATIN AMERICAN ECONOMETRIC SOCIETY, Bogotá, 2005.

DOBBIE, W.; SKIBA, P.M. Information Asymmetries in Consumer Credit Markets: Evidence from Two Payday Lending Firms. **Vanderbilt Law and Economics Research Paper** No. 11-05, 2011.

EINAV, L.; JENKINS, M.; LEVIN, J. The impact of information technology on consumer lending. **Working Paper, Stanford University Department of Economics**, 2009.

EINAV, L.; JENKINS, M.; LEVIN, J. Contract pricing in consumer credit markets. **Econometrica**, 80(4), pp. 1387-1432, 2012.

FERRAZ, C.; FINAN, F. Motivating Politicians: The Impacts of Monetary Incentives on Quality and Performance. **NBER Working Papers** 14906, National Bureau of Economic Research, Inc, 2009.

GALI, J. *et al.* Understanding the Effects of Government Spending on Consumption. **Journal of the European Economic Association**. Vol. 5(1), pp; 227-270, 2007.

GROSS, D.; SOULELES, N. Do Liquidity Constraints and Interest Rates Matter for Consumer Behavior? Evidence from Credit Card Data. **Quarterly Journal of Economics**, 117 (1), 2002.

JAFFEE, D. M; RUSSELL, T. Imperfect Information, Uncertainty and Credit Rationing. **The Quarterly Journal of Economics** .Vol. 90 (4) pp. 651-666, 1976.

KARLAN, D.; ZINMAN, J. Observing Unobservables: Identifying Information Asymmetries With a Consumer Credit Field Experiment. **Econometrica**, vol. 77(6), pp. 1993-2008, 2009.

LUCINDA, C.R.; VIEIRA, R.L. An Experimental Analysis of the Brazilian Personal Credit Market. **Working Paper Rede de Economia Aplicada** WP022, 2011.

MUSCATELLI, A.*et al.* Fiscal and Monetary Policy Interactions in a New Keynesian Model with Liquidity Constraints. **CDMA Conference Paper Series** 0402, Centre for Dynamic Macroeconomic Analysis, 2004.

PRASAD, E.; ANAND, R. Core vs. Headline Inflation Targeting in Models with Incomplete Markets. **Revision of NBER Working Paper** No. 16290, 2012.

STIGLITZ, J.; WEISS, A. Credit Rationing in Markets with Imperfect Information. **The American Economic Review**. Vol. 71(3) pp. 393-410, 1981.

VAN DER KLAAW, W. Estimating the Effect of Financial Aid Offers on College Enrollment: A Regression Discontinuity Approach. **International Economic Review** 43(4) pp.1249–1287, 2002.

ZELDES, S.P. Consumption and Liquidity Constraints: An Empirical Investigation. **The Journal of Political Economy**, vol. 97 (2), pp. 305-364, 1989.

9 Tabelas e Figuras

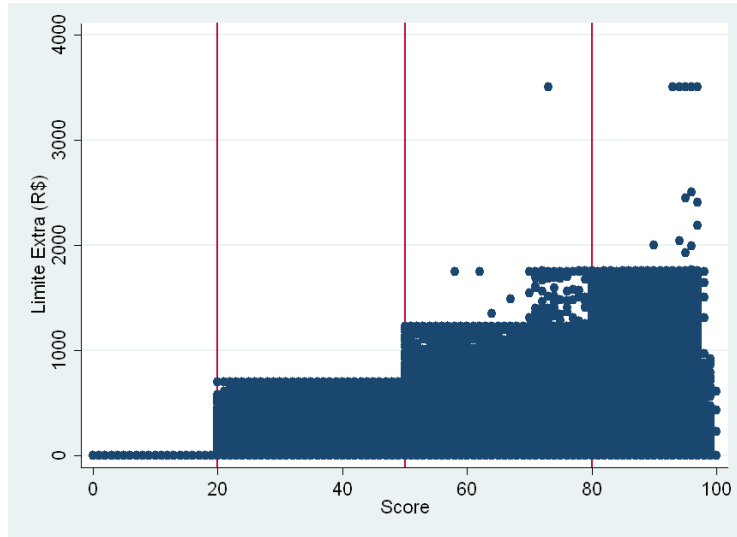


Figura 1 Distribuição do Limite Extra

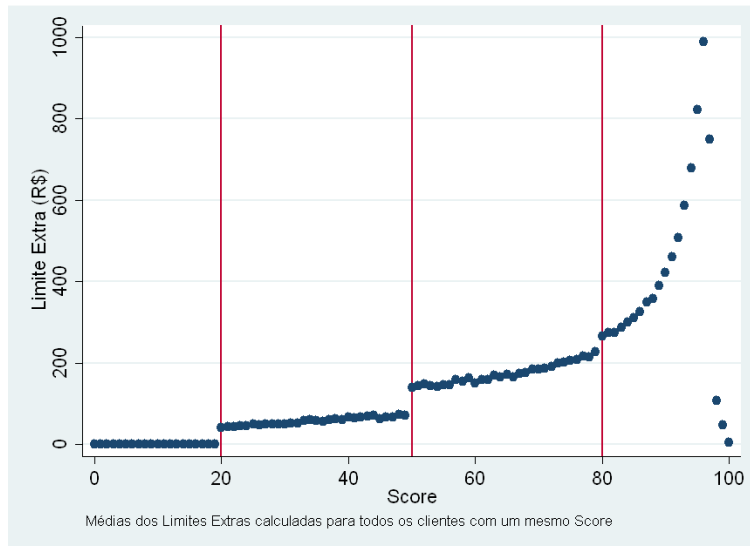


Figura 2 Média dos Limites Extras por *score*

	Média	Percentil 25	Percentil 50	Percentil 75	Desvio-padrão	Observações
Painel A - Características Individuais						
Idade	37	26	35	46	13	388.199
Sexo Masculino (%)	18%	-	-	-	0,38	388.336
Possui outro cartão de crédito (%)	36%	-	-	-	0,48	388.336
Possui casa própria (%)	65%	-	-	-	0,48	388.336
Renda mensal domicílio (R\$)	978	500	700	1118	1.024	387.738
Telefone Residencial (%)	93%	-	-	-	0,26	388.336
Mesma cidade Residência/Emprego (%)	44%	-	-	-	0,50	388.336
Mesmo estado Residência/Emprego (%)	91%	-	-	-	0,29	388.336
Meses de Emprego	75	12	36	108	99	388.336
Painel B - Comportamento						
Tempo de cliente (meses)	85	30	75	127	59	388.336
Score em Maio/2011	72	56	82	92	24	388.336
Limite Fixo (R\$)	1.290	360	749	2016	1.184	353.231
Limite Extra (R\$)	350	0	124	485	489	388.336
Utilização do Limite	48%	9%	27%	72%	0,57	327.346
Renda Comprometida	19%	4%	9%	19%	3,01	369.222
Endividamento	5%	1%	2%	5%	0,54	358.481
Painel C - Resultados Dia das Mães- Compras						
Saldo com Juros (Maio) (R\$)	121	0	0	149	258	369.429
Saldo com Juros (Maio) (R\$) Saldo>0	313	105	220	399	335	142.671
Saldo sem Juros (Maio) (R\$)	124	0	65	173	176	369.429
Saldo sem Juros (Maio) (R\$) Saldo>0	177	58	120	228	187	258.404
Painel D - Resultados Dia das Mães- Dívida e Default						
Dívida em Maio(R\$)	38	0	0	0	123	369.429
Dívida em Maio(R\$) Dívida >0	155	37	88	193	209	91.411
Percentual da Fatura pago em Maio	83%	92%	100%	100%	0,36	348.596
Percentual da Fatura pago Pagamento >0 & <1	49%	25%	45%	67%	0,25	57.101
Fatura não paga em Maio (%)	9%	-	-	-	0,28	369.429
Não pagou alguma fatura (Maio-Agosto)(%)	24%	-	-	-	0,42	388.336
Total Compras (Maio-Agosto) (R\$)	268	104	198	345	262	388.336
Total Pagamentos (Maio-Agosto) (R\$)	293	118	218	375	279	388.336
Retorno Financeiro (Maio-Agosto)(%)	9%	0%	1%	10%	0,33	364.889

Tabela 1 Estatísticas Descritivas

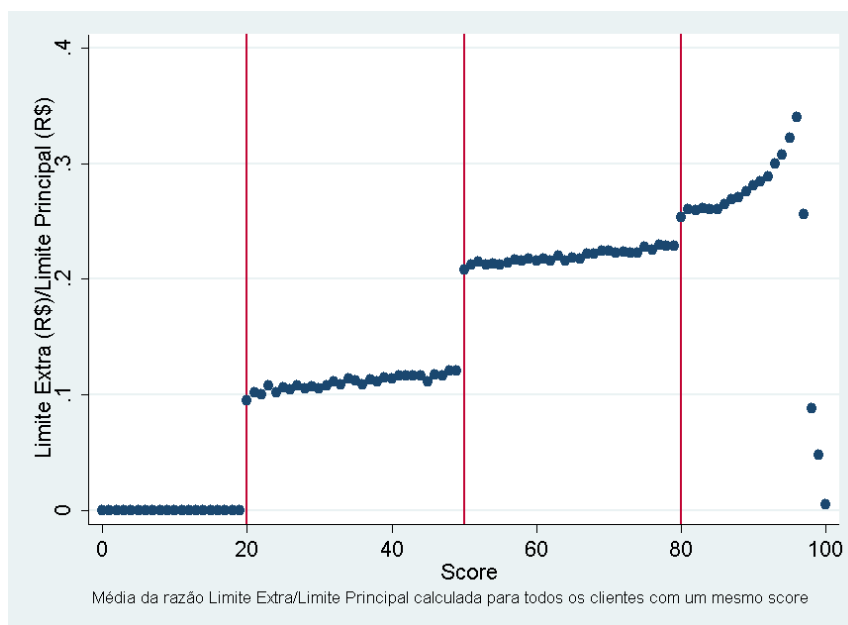


Figura 3 Média do limite extra como percentual do limite principal por *score*

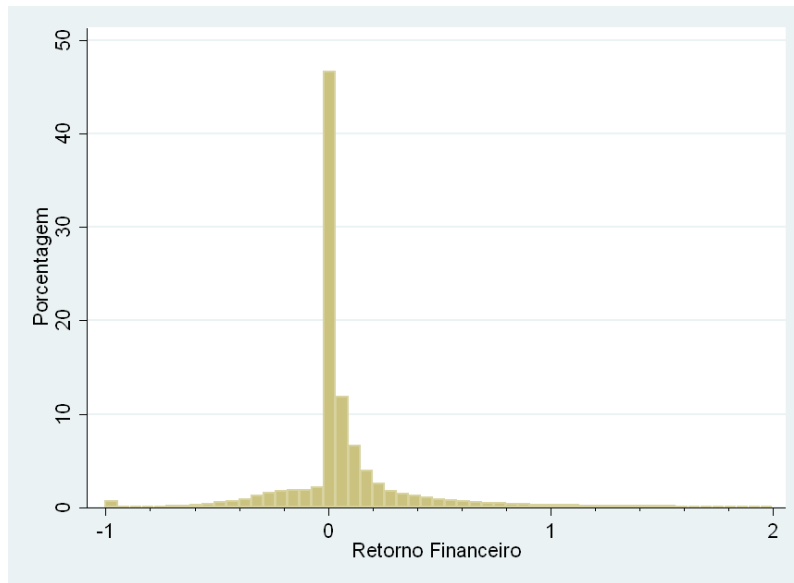


Figura 4 Histograma dos Retornos Financeiros - Maio-Junho de 2011

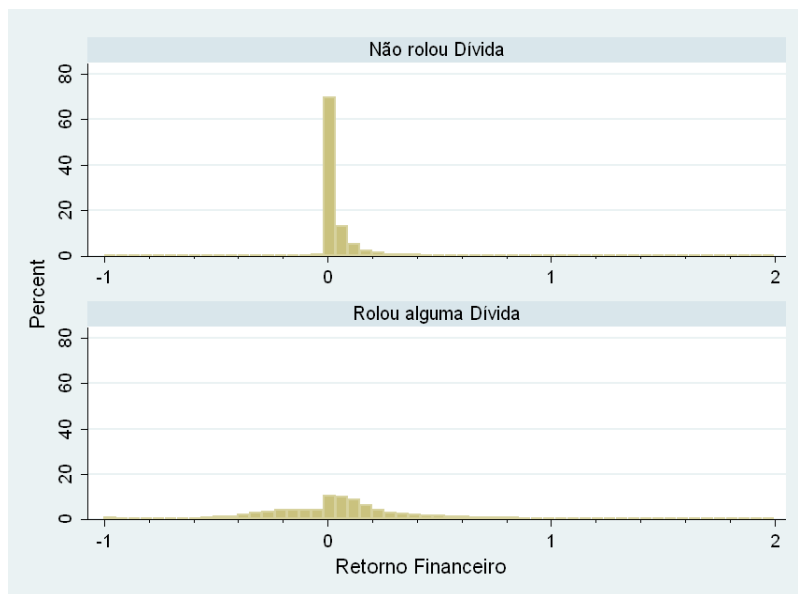


Figura 5 Histograma de Retornos Financeiros por status de contratação de Dívida

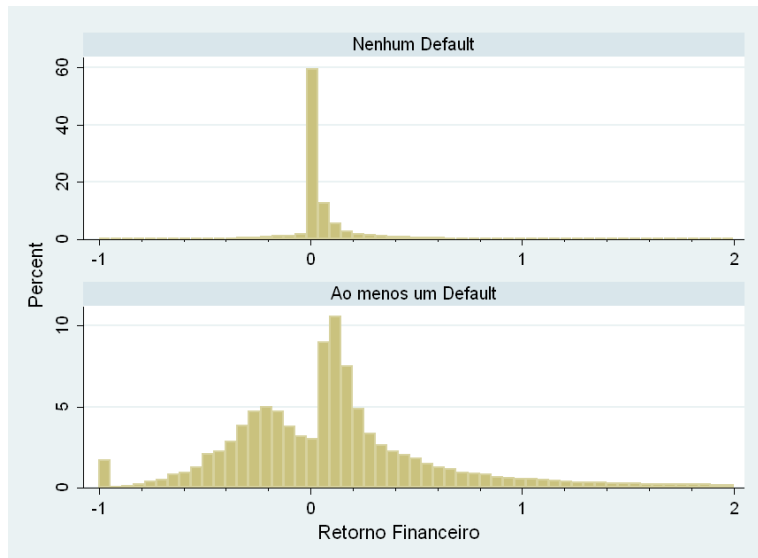


Figura 6 Histograma de Retornos Financeiros por status de Default

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Saldo com Juros (Maio)	Saldo sem Juros (Maio)	Saldo com Juros (Junho)	Saldo sem Juros (Junho)	Dívida Rotativo Maio	Dívida Rotativo Junho
Limite Extra	0.0584*** (0.00292)	0.103*** (0.00196)	0.0614*** (0.00302)	0.106*** (0.00211)	0.00405*** (0.00149)	0.00570*** (0.00151)
Score	-0.832*** (0.0238)	0.300*** (0.0134)	-0.867*** (0.0246)	0.302*** (0.0145)	-1.187*** (0.0145)	-1.104*** (0.0145)
Limite Fixo	-0.00441*** (0.00106)	0.00637*** (0.000673)	-0.00520*** (0.00110)	0.00872*** (0.000725)	0.00558*** (0.000610)	0.00460*** (0.000622)
Gênero	-31.47*** (1.195)	-10.94*** (0.776)	-34.57*** (1.225)	-13.69*** (0.829)	-6.497*** (0.646)	-6.941*** (0.645)
Casa Própria	14.54*** (1.062)	-5.605*** (0.654)	15.18*** (1.092)	-6.161*** (0.706)	1.916*** (0.522)	1.325** (0.521)
Renda Domiciliar	0.00741*** (0.000755)	0.0131*** (0.000604)	0.00815*** (0.000779)	0.0129*** (0.000629)	0.00844*** (0.000485)	0.00867*** (0.000485)
Possui outro cartão	-0.833 (1.099)	7.342*** (0.667)	-1.015 (1.124)	7.824*** (0.718)	1.850*** (0.495)	2.000*** (0.496)
Tempo Cliente	0.260*** (0.0122)	0.0165** (0.00738)	0.275*** (0.0126)	0.0156** (0.00790)	0.309*** (0.00642)	0.300*** (0.00654)
Telefone Res.	0.704 (1.514)	7.951*** (0.883)	0.645 (1.551)	7.817*** (0.963)	13.20*** (0.643)	12.81*** (0.639)
Mesma cidade R/E	-17.00*** (1.018)	9.217*** (0.625)	-17.91*** (1.046)	9.335*** (0.673)	1.254*** (0.488)	1.385*** (0.488)
Mesmo UF R/E	-4.953** (2.015)	3.391*** (1.148)	-5.028** (2.076)	3.242*** (1.238)	5.561*** (0.942)	5.277*** (0.951)
Meses Emprego	0.195*** (0.00729)	-0.0734*** (0.00370)	0.202*** (0.00741)	-0.0793*** (0.00400)	0.0689*** (0.00376)	0.0661*** (0.00388)
Constante	143.2*** (2.762)	36.12*** (1.642)	149.7*** (2.843)	43.92*** (1.777)	62.01*** (1.339)	57.30*** (1.342)
Observações	289,583	289,583	294,341	294,341	289,583	294,341
R-squared	0.021	0.109	0.021	0.103	0.052	0.046

Todas as regressões também incluem efeitos-fixos de Estado da loja e dummies de estado civil. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

Tabela 2 Estimativas por MQO - Restrição à Liquidez

	Limite Extra (R\$)			
	(1)	(2)	(3)	(4)
Descontinuidade 20	42.32*** (1.662)	62.57*** (5.571)	42.23*** (1.945)	59.14*** (6.248)
Descontinuidade 50	72.23*** (3.612)	70.07*** (3.260)	72.26*** (3.804)	67.88*** (3.329)
Descontinuidade 80	25.29*** (5.693)	33.48*** (3.539)	35.80*** (6.163)	37.09*** (3.831)
Janela ao redor do cutoff?	NÃO	NÃO	SIM	SIM
Características Individuais?	NÃO	SIM	NÃO	SIM
Observações	319,223	289,583	201,989	181,709
R-squared	0.226	0.678	0.136	0.658
Teste-F	313.0	202.2	262.2	186.0
P-valor	0	0	0	0

Notas: Todas as regressões incluem *cubic spline* dos Scores. As janelas ao redor do *cutoff* são de +- 10 pontos de Score. Controles Individuais incluem Idade, Gênero, Tempo de Cliente, Meses de Emprego, Estado Civil, Dummies de Possui Outro Cartão, Telefone Residencial, Mora e trabalha na mesma cidade/UF, além de Efeitos-fixos de Estado da loja. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

Tabela 3 Primeiro Estágio - Restrição à Liquidez

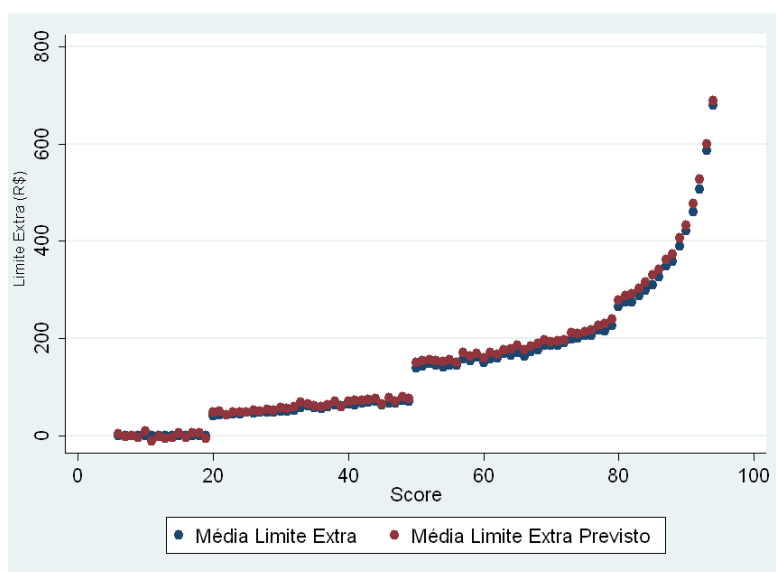


Figura 7 Limite Médio Efetivo e Previsto

Forma Reduzida						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Saldo com Juros (Maio)	Saldo sem Juros (Maio)	Saldo com Juros (Junho)	Saldo sem Juros (Junho)	Dívida Rotativa Maio	Dívida Rotativa Junho
Descontinuidade 20	-3.644 (9.703)	-3.165 (4.927)	-7.249 (10.17)	-5.250 (5.608)	11.55* (6.829)	7.230 (6.945)
Descontinuidade 50	8.093 (6.219)	-5.736* (3.365)	11.98* (6.439)	-7.563** (3.651)	6.398* (3.658)	6.555* (3.758)
Descontinuidade 80	3.076 (5.393)	-1.091 (3.036)	-0.483 (5.450)	-2.223 (3.253)	-0.539 (2.318)	-1.660 (2.353)
Constante	291.5*** (93.68)	57.90 (42.20)	306.7*** (95.63)	116.4** (48.37)	31.50 (61.66)	95.88 (63.54)
Observações	181,709	181,709	184,823	184,823	181,709	184,823
R-squared	0.032	0.089	0.032	0.085	0.060	0.053

Notas: Todas as regressões incluem cubic spline dos Scores. Janelas ao redor dos *cut-offs* são de +- 10 pontos de *score*. Controles Individuais incluem Idade, Gênero, Tempo de Cliente, Meses de Emprego, Estado Civil, Dummies de Possui Outro Cartão, Telefone Residencial, Mora e trabalha na mesma cidade/UF, além de Efeitos-fixos de Estado da loja. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

Segundo Estágio - Estimativas de VI						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Saldo com Juros (Maio)	Saldo sem Juros (Maio)	Saldo com Juros (Junho)	Saldo sem Juros (Junho)	Dívida Rotativa Maio	Dívida Rotativa Junho
Limite Extra (R\$)	0.109 (0.0758)	-0.0596 (0.0405)	0.108 (0.0776)	-0.0859* (0.0446)	0.0842** (0.0416)	0.0730* (0.0433)
Observações	181,709	181,709	184,823	184,823	181,709	184,823

Notas: Todas as regressões incluem cubic spline dos Scores. Janelas ao redor dos *cut-offs* são de +- 10 pontos de *score*. Controles Individuais incluem Idade, Gênero, Tempo de Cliente, Meses de Emprego, Estado Civil, Dummies de Possui Outro Cartão, Telefone Residencial, Mora e trabalha na mesma cidade/UF, além de Efeitos-fixos de Estado da loja. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

Tabela 4 Restrição à Liquidez - Forma Reduzida e Segundo Estágio

Forma Reduzida - Heterogeneidade por grau de utilização do cartão				
	Utilização Abaixo do percentil 25		Utilização acima do percentil 75	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	Dívida Rotativo Maio	Dívida Rotativo Junho	Dívida Rotativo Maio	Dívida Rotativo Junho
Descontinuidade 20	-6.884 (5.297)	-6.554 (6.193)	17.12 (12.22)	12.22 (12.65)
Descontinuidade 50	-0.710 (1.947)	1.141 (1.874)	9.396 (8.405)	18.29** (9.059)
Descontinuidade 80	-0.494 (1.078)	0.403 (1.062)	-0.184 (7.662)	-1.409 (8.192)
Constante	61.19* (32.46)	35.34 (36.69)	-54.25 (117.4)	14.90 (121.4)
Observações	43,947	42,319	44,155	43,710
R-squared	0.044	0.038	0.077	0.069

Notas: Todas as regressões incluem cubic spline dos Scores. As janelas ao redor do cutoff são de +- 10 pontos de Score. Controles Individuais incluem Idade, Gênero, Tempo de Cliente, Meses de Emprego, Estado Civil, Dummies de Possui Outro Cartão, Telefone Residencial, Mora e trabalha na mesma cidade/UF, além de Efeitos-fixos de Estado da loja. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

Segundo Estágio - Heterogeneidade por grau de utilização do cartão				
	Utilização Abaixo do percentil 25		Utilização acima do percentil 75	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	Dívida Rotativo Maio	Dívida Rotativo Junho	Dívida Rotativo Maio	Dívida Rotativo Junho
Limite Extra (R\$)	-0.0151 (0.0154)	-0.000245 (0.0150)	0.189 (0.136)	0.293** (0.147)
Observações	43,947	42,319	44,155	43,710
R-squared	0.017	0.038	0.182	0.150

Notas: Todas as regressões incluem cubic spline dos Scores. As janelas ao redor do cutoff são de +- 10 pontos de Score. Controles Individuais incluem Idade, Gênero, Tempo de Cliente, Meses de Emprego, Estado Civil, Dummies de Possui Outro Cartão, Telefone Residencial, Mora e trabalha na mesma cidade/UF, além de Efeitos-fixos de Estado da loja. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

Tabela 5 Restrição à Liquidez - Heterogeneidade

Forma Reduzida		
	(1)	(2)
	Dívida Rotativo Maio	Dívida Rotativo Junho
Descontinuidade 50	9.490 (12.60)	14.12 (13.72)
Observações	16,279	16,136
R-squared	0.252	0.227

Notas: Amostra com indivíduos com score entre 40 e 60 e utilização inicial acima de 75% do limite. Todas as regressões incluem cubic spline dos Scores. Controles Individuais incluem Idade, Gênero, Tempo de Cliente, Meses de Emprego, Estado Civil, Dummies de Possui Outro Cartão, Telefone Residencial, Mora e trabalha na mesma cidade/UF, além de Efeitos-fixos de Estado da loja. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

Segundo Estágio - Estimativas de VI		
	(1)	(2)
	Dívida Rotativo Maio	Dívida Rotativo Junho
Limite Extra (R\$)	0.174 (0.171)	0.310* (0.188)
Observações	16,279	16,136

Notas: Amostra com indivíduos com score entre 40 e 60 e utilização inicial acima de 75% do limite. Todas as regressões incluem cubic spline dos Scores. Controles Individuais incluem Idade, Gênero, Tempo de Cliente, Meses de Emprego, Estado Civil, Dummies de Possui Outro Cartão, Telefone Residencial, Mora e trabalha na mesma cidade/UF, além de Efeitos-fixos de Estado da loja. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

Tabela 6 Restrição à Liquidez - Descontinuidade 50 e alta utilização

	(1)	(2)	(3)
	Retorno (Maio-Junho)	Default (Maio-Junho)	Percentual Pago (Maio-Junho)
Limite Extra	9.84e-06*** (2.27e-06)	1.09e-05*** (2.51e-06)	-2.37e-05*** (1.72e-06)
Score	-0.00154*** (3.68e-05)	-0.00544*** (3.97e-05)	0.00376*** (2.49e-05)
Limite Fixo	-9.83e-06*** (1.03e-06)	-5.84e-05*** (1.17e-06)	3.42e-05*** (7.65e-07)
Gênero	0.00843*** (0.00176)	-0.000650 (0.00199)	0.00250** (0.00126)
Casa Própria	0.00295** (0.00142)	-0.00189 (0.00166)	-0.000247 (0.00104)
Renda Domiciliar	2.35e-06*** (6.59e-07)	1.73e-05*** (8.90e-07)	-9.07e-06*** (5.40e-07)
Possui outro cartão	0.00478*** (0.00150)	0.00451** (0.00177)	-0.00621*** (0.00110)
Tempo Cliente	0.000397*** (1.61e-05)	0.000862*** (1.85e-05)	-0.000808*** (1.17e-05)
Telefone Res.	0.0157*** (0.00233)	0.0245*** (0.00286)	-0.0318*** (0.00174)
Mesma cidade R/E	0.00141 (0.00133)	0.00328** (0.00157)	-0.00195** (0.000983)
Mesmo UF R/E	0.00603** (0.00253)	0.0150*** (0.00284)	-0.0133*** (0.00183)
Meses Emprego	6.44e-05*** (6.98e-06)	6.61e-05*** (8.12e-06)	-8.71e-05*** (5.24e-06)
Constant	0.138*** (0.00417)	0.558*** (0.00479)	0.670*** (0.00300)
Observações	285,494	304,365	298,834
R-squared	0.011	0.108	0.111

Todas as regressões também incluem efeitos-fixos de Estado da loja e dummies de estado civil. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

Tabela 7 Estimativas por MQO - Informação Assimétrica

Forma Reduzida			
	(1)	(2)	(3)
	Retorno (Maio-Junho)	Default (Maio-Junho)	Percentual Pago (Maio-Junho)
Descontinuidade 20	-0.0230 (0.0228)	0.0323 (0.0221)	-0.0245* (0.0139)
Descontinuidade 50	-0.0173* (0.0101)	0.0118 (0.0116)	-0.0125* (0.00705)
Descontinuidade 80	-0.000290 (0.00621)	-0.00678 (0.00763)	0.00800* (0.00478)
Constante	0.170 (0.213)	0.248 (0.208)	0.757*** (0.130)
Observations	178,269	191,259	187,666
R-squared	0.009	0.091	0.094

Notas: Todas as regressões incluem cubic spline dos Scores. As janelas ao redor do cutoff são de +- 20 pontos de Score. Controles Individuais incluem Idade, Gênero, Tempo de Cliente, Meses de Emprego, Estado Civil, Dummies de Possui Outro Cartão, Telefone Residencial, Mora e trabalha na mesma cidade/UF, além de Efeitos-fixos de Estado da loja. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

Segundo Estágio - Estimadores VI			
	(1)	(2)	(3)
	Retorno (Maio-Junho)	Default (Maio-Junho)	Percentual Pago (Maio-Junho)
Limite Extra (R\$)	-0.000201* (0.000121)	0.000167 (0.000136)	-4.38e-05 (8.25e-05)
Observações	178,269	191,259	187,666
R-squared		0.086	0.094

Notas: Todas as regressões incluem cubic spline dos Scores. As janelas ao redor do cutoff são de +- 20 pontos de Score. Controles Individuais incluem Idade, Gênero, Tempo de Cliente, Meses de Emprego, Estado Civil, Dummies de Possui Outro Cartão, Telefone Residencial, Mora e trabalha na mesma cidade/UF, além de Efeitos-fixos de Estado da loja. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

Tabela 8 Informação Assimétrica - Forma Reduzida e Segundo Estágio

	Forma Reduzida		
	(1)	(2)	(3)
	Retorno (Maio-Junho)	Default (Maio-Junho)	Percentual Pago (Maio-Junho)
Descontinuidade 50	-0.0279 (0.0315)	0.0651* (0.0371)	-0.0120 (0.0230)
Constant	-16.66 (24.51)	-4.613 (27.68)	23.38 (17.22)
Observações	15,254	16,279	16,269
R-squared	0.007	0.029	0.044

Notas: Amostra com indivíduos com *score* entre 40 e 60 e com utilização inicial superior a 75% do limite. Todas as regressões incluem cubic spline dos Scores. Controles Individuais incluem Idade, Gênero, Tempo de Cliente, Meses de Emprego, Estado Civil, Dummies de Possui Outro Cartão, Telefone Residencial, Mora e trabalha na mesma cidade/UF, além de Efeitos-fixos de Estado da loja. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

	Segundo Estágio - Estimativas de VI		
	(1)	(2)	(3)
	Retorno (Maio-Junho)	Default (Maio-Junho)	Percentual Pago (Maio-Junho)
Limite Extra (R\$)	-0.000209 (0.000422)	0.00128** (0.000498)	-0.000649** (0.000308)
Observações	15,254	16,279	16,269

Notas: Amostra com indivíduos com *score* entre 40 e 60 e com utilização inicial superior a 75% do limite. Todas as regressões incluem cubic spline dos Scores. Controles Individuais incluem Idade, Gênero, Tempo de Cliente, Meses de Emprego, Estado Civil, Dummies de Possui Outro Cartão, Telefone Residencial, Mora e trabalha na mesma cidade/UF, além de Efeitos-fixos de Estado da loja. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

Tabela 9 Informação Assimétrica - Descontinuidade 50 e alta utilização

	Forma Reduzida		
	(1)	(2)	(3)
	Retorno (Maio/11-Abril/12)	Default (Maio/11-Abril/12)	Percentual Pago (Maio/11-Abril/12)
Descontinuidade	-0.00944 (0.0593)	0.141** (0.0706)	-0.114 (0.0881)
Constante	-39.04 (44.03)	-6.723 (49.60)	-43.78 (50.09)
Observations	3,948	4,098	4,098
R-squared	0.014	0.041	0.006

Notas: Amostra com indivíduos com *score* entre 40 e 60 e com utilização inicial superior a 75% do limite. Todas as regressões incluem cubic spline dos Scores. Controles Individuais incluem Idade, Gênero, Tempo de Cliente, Meses de Emprego, Estado Civil, Dummies de Possui Outro Cartão, Telefone Residencial, Mora e trabalha na mesma cidade/UF, além de Efeitos-fixos de Estado da loja. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

	Segundo Estágio - Estimadores VI		
	(1)	(2)	(3)
	Retorno (Maio/11-Abril/12)	Default (Maio/11-Abril/12)	Percentual Pago (Maio/11-Abril/12)
Limite Extra (R\$)	0.000906 (0.00122)	0.00413*** (0.00138)	-0.00189 (0.00151)
Observações	3,948	4,098	4,098

Notas: Amostra com indivíduos com *score* entre 40 e 60 e com utilização inicial superior a 75% do limite. Todas as regressões incluem cubic spline dos Scores. Controles Individuais incluem Idade, Gênero, Tempo de Cliente, Meses de Emprego, Estado Civil, Dummies de Possui Outro Cartão, Telefone Residencial, Mora e trabalha na mesma cidade/UF, além de Efeitos-fixos de Estado da loja. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

Tabela 10 Informação Assimétrica - Efeitos Longo Prazo

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
	Renda Total	Possui Outro Cartão	Casa Própria	Tempo Cliente	Meses Emprego	Telefone Residencial	Mesma Cidade	Mesmo Estado	Gênero	Estado Civil	Limite Fixo	Utilização
Descontinuidade 20	-59.03 (43.34)	0.00107 (0.0256)	0.0286 (0.0251)	4.184** (1.990)	-1.613 (3.710)	0.0363* (0.0197)	0.00865 (0.0256)	-0.000611 (0.0150)	0.00284 (0.0228)	0.0356 (0.0433)	-23.57 (27.66)	0.0243 (0.0319)
Descontinuidade 50	9.390 (20.57)	-0.0163 (0.0105)	0.0231** (0.0103)	0.937 (1.037)	-0.978 (1.679)	-0.0133** (0.00645)	-0.0140 (0.0106)	-0.000772 (0.00584)	-0.00987 (0.00873)	-0.0170 (0.0196)	20.03 (16.22)	0.00363 (0.0147)
Descontinuidade 80	7.774 (15.68)	-0.00542 (0.00809)	-0.000229 (0.00792)	-0.491 (0.854)	0.539 (1.482)	-0.00568 (0.00438)	-0.00707 (0.00823)	0.00293 (0.00453)	-0.00759 (0.00631)	0.00585 (0.0162)	-23.50 (16.21)	0.0125 (0.0114)
Observações	336,656	336,095	336,095	336,095	336,095	336,095	336,095	336,095	336,095	336,095	304,710	281,805
R-squared	0.002	0.020	0.003	0.114	0.014	0.013	0.002	0.000	0.008	0.029	0.219	0.092
Teste-F	0.791	0.891	2.041	1.815	0.228	3.058	0.807	0.154	0.826	0.581	1.664	0.600
P-valor	0.499	0.445	0.106	0.142	0.877	0.0271	0.490	0.927	0.479	0.628	0.172	0.615

Nota: Todas as regressões utilizam Cubic Spline e amostra limitada a Scores superiores a 5 e inferiores a 95. Erros-padrão robustos entre parênteses [*** p<0.01; ** p<0.05; *** p<0.1]

Tabela 11 Continuidade de Características Observáveis

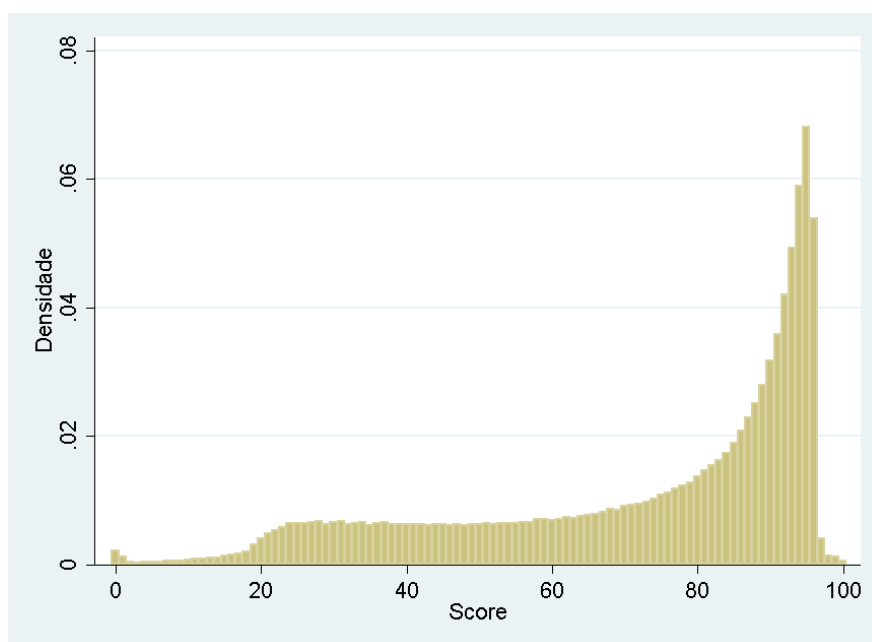


Figura 8 Distribuição dos Scores

	Forma Reduzida - Heterogeneidade por grau de utilização do cartão			
	Utilização Abaixo do percentil 25		Utilização acima do percentil 75	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	Dívida Rotativo Maio	Dívida Rotativo Junho	Dívida Rotativo Maio	Dívida Rotativo Junho
Descontinuidade 20	2.430 (2.555)	1.159 (4.746)	9.150 (10.06)	8.653 (10.24)
Descontinuidade 50	-0.449 (1.601)	0.294 (1.673)	11.20 (7.390)	15.36* (7.891)
Descontinuidade 80	-0.320 (0.905)	-0.560 (0.879)	1.584 (6.571)	1.183 (6.972)
Constante	-12.95* (6.783)	0.442 (14.63)	60.05 (47.28)	58.50 (42.21)
Observações	70,041	67,540	70,369	69,694
R-squared	0.031	0.026	0.072	0.066

Notas: Todas as regressões incluem cubic spline dos Scores. Controles Individuais incluem Idade, Gênero, Tempo de Cliente, Meses de Emprego, Estado Civil, Dummies de Possui Outro Cartão, Telefone Residencial, Mora e trabalha na mesma cidade/UF, além de Efeitos-fixos de Estado da loja. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

	Segundo Estágio - Heterogeneidade por grau de utilização do cartão			
	Utilização Abaixo do percentil 25		Utilização acima do percentil 75	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	Dívida Rotativo Maio	Dívida Rotativo Junho	Dívida Rotativo Maio	Dívida Rotativo Junho
Limite Extra (R\$)	0.00418 (0.00797)	0.00114 (0.00805)	0.157 (0.116)	0.218* (0.121)
Observações	70,041	67,540	70,369	69,694
R-squared	0.027	0.026	0.170	0.149

Notas: Todas as regressões incluem cubic spline dos Scores. Controles Individuais incluem Idade, Gênero, Tempo de Cliente, Meses de Emprego, Estado Civil, Dummies de Possui Outro Cartão, Telefone Residencial, Mora e trabalha na mesma cidade/UF, além de Efeitos-fixos de Estado da loja. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

Tabela 12 Robustez - Heterogeneidade Restrição à Liquidez

	Forma Reduzida			
	+- 2 pontos do cutoff		+- 1 ponto do cutoff	
	(1)	(2)	(3)	-4
	Dívida Rotativo Maio	Dívida Rotativo Junho	Dívida Rotativo Maio	Dívida Rotativo Junho
Descontinuidade 50	6.299 (7.502)	13.31 (8.150)	8.969 (10.07)	13.98 (11.25)
Observações	3,061	3,040	1,545	1,534
R-squared	0.000	0.001	0.001	0.001

Notas: Estimadores de Wald com janelas de +- 2 pontos e +-1 ponto ao redor da descontinuidade 50 e clientes com utilização inicial acima de 75% do limite. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

	Segundo Estágio - Estimativas de VI			
	+- 2 pontos do cutoff		+- 1 ponto do cutoff	
	(1)	(2)	(5)	(6)
	Dívida Rotativo Maio	Dívida Rotativo Junho	Dívida Rotativo Maio	Dívida Rotativo Junho
Limite Extra (R\$)	0.116 (0.135)	0.245* (0.143)	0.178 (0.193)	0.276 (0.210)
Observações	3,061	3,040	1,545	1,534

Notas: Estimadores de Wald com janelas de +- 2 pontos e +-1 ponto ao redor da descontinuidade 50 e clientes com utilização inicial acima de 75% do limite. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

Tabela 13 Robustez - Estimador Wald Descontinuidade 50

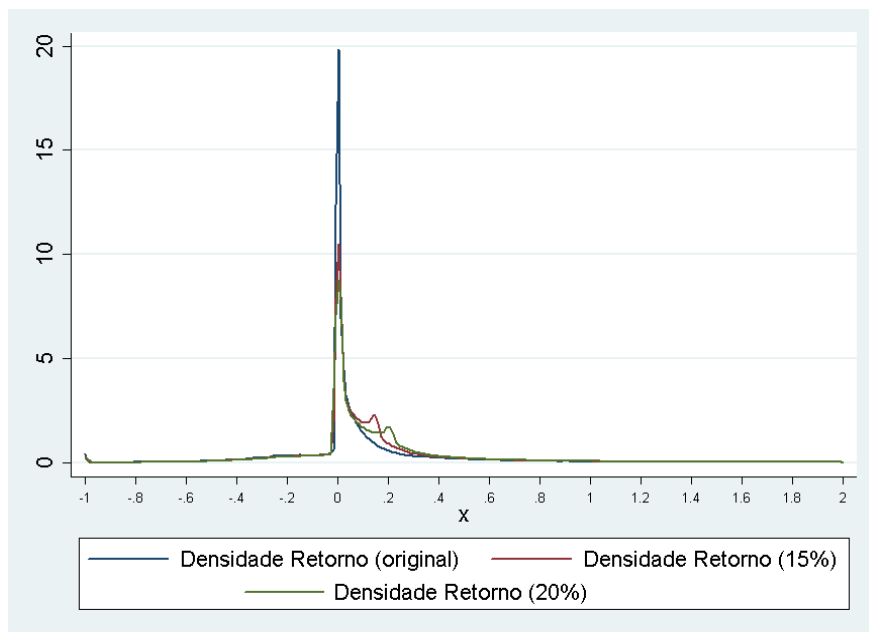


Figura 9 Robustez - Densidades de Retornos

Forma Reduzida				
	(1)	(2)	(3)	(4)
	Retorno (Maio-Agosto)	Retorno (Maio-Agosto)	Retorno (Maio-Agosto)	Retorno (Maio-Agosto)
Descontinuidade 20	-0.0238 (0.0196)	-0.00979 (0.0231)	-0.0228 (0.0198)	-0.0114 (0.0234)
Descontinuidade 50	-0.0225** (0.00977)	-0.0177* (0.0103)	-0.0211** (0.00985)	-0.0165 (0.0104)
Descontinuidade 80	0.00223 (0.00589)	0.00173 (0.00633)	0.00297 (0.00597)	0.00230 (0.00641)
Constante	0.225*** (0.0830)	0.0260 (0.210)	0.246*** (0.0839)	0.100 (0.213)
Janela ao redor?	NÃO	SIM	NÃO	SIM
Juros implícitos	15%	15%	20%	20%
Observações	284,987	177,918	284,784	177,777
R-squared	0.015	0.011	0.016	0.012

Notas: Todas as regressões incluem cubic spline dos Scores. Controles Individuais incluem Idade, Gênero, Tempo de Cliente, Meses de Emprego, Estado Civil, Dummies de Possui Outro Cartão, Telefone Residencial, Mora e trabalha na mesma cidade/UF, além de Efeitos-fixos de Estado da loja. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

Segundo Estágio				
	(1)	(2)	(3)	(4)
	Retorno (Maio-Agosto)	Retorno (Maio-Agosto)	Retorno (Maio-Agosto)	Retorno (Maio-Agosto)
Limite Extra (R\$)	-0.000300** (0.000118)	-0.000165 (0.000123)	-0.000283** (0.000119)	-0.000147 (0.000124)
Janela ao redor?	NÃO	SIM	NÃO	SIM
Juros implícitos	15%	15%	20%	20%
Observações	284,987	177,918	284,784	177,777

Notas: Todas as regressões incluem cubic spline dos Scores. Controles Individuais incluem Idade, Gênero, Tempo de Cliente, Meses de Emprego, Estado Civil, Dummies de Possui Outro Cartão, Telefone Residencial, Mora e trabalha na mesma cidade/UF, além de Efeitos-fixos de Estado da loja. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]

Tabela 14 Robustez - Informação Assimétrica

Forma Reduzida						
	+- 2 pontos ao redor do cutoff		+- 1 ponto ao redor do cutoff			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Retorno (Maio-Junho)	Default (Maio-Junho)	Percentual Pago (Maio-Junho)	Retorno (Maio-Junho)	Default (Maio-Junho)	Percentual Pago (Maio-Junho)
Descontinuidade 50	-0.0174 (0.0148)	0.0239 (0.0178)	-0.0167 (0.0111)	-0.0219 (0.0203)	0.0406 (0.0250)	-0.0126 (0.0157)
Observações	2,864	3,061	3,058	1,444	1,545	1,544
R-squared	0.000	0.001	0.001	0.001	0.002	0.000
Notas: Estimadores de Wald com janelas de +- 2 pontos e +- 1 ponto ao redor da descontinuidade 50 e clientes com utilização inicial acima de 75% do limite. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]						
Segundo Estágio - Estimativas de VI						
	+- 2 pontos ao redor do cutoff		+- 1 ponto ao redor do cutoff			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Retorno (Maio-Junho)	Default (Maio-Junho)	Percentual Pago (Maio-Junho)	Retorno (Maio-Junho)	Default (Maio-Junho)	Percentual Pago (Maio-Junho)
Limite Extra (R\$)	-0.000318 (0.000270)	0.000441 (0.000334)	-0.000309 (0.000205)	-0.000438 (0.000409)	0.000809 (0.000511)	-0.000250 (0.000311)
Observações	2,864	3,061	3,058	1,444	1,545	1,544
Notas: Estimadores de Wald com janelas de +- 2 pontos e +- 1 ponto ao redor da descontinuidade 50 e clientes com utilização inicial acima de 75% do limite. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]						

Tabela 15 Robustez - Wald Descontinuidade 50 (Informação Assimétrica)

Forma Reduzida						
	+- 2 pontos ao redor do cutoff		+- 1 ponto ao redor do cutoff			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Retorno (Maio/11-Abril/12)	Default (Maio/11-Abril/12)	Percentual Pago (Maio/11-Abril/12)	Retorno (Maio/11-Abril/12)	Default (Maio/11-Abril/12)	Percentual Pago (Maio/11-Abril/12)
Descontinuidade 50	0.0357 (0.0256)	0.0573* (0.0308)	-0.0558** (0.0283)	0.0284 (0.0380)	0.0502 (0.0440)	-0.0537 (0.0508)
Observações	782	807	807	386	398	398
R-squared	0.002	0.004	0.006	0.001	0.003	0.004
Notas: Consideramos apenas clientes que não receberam limites extras nos 12 meses subsequentes. Estimadores de Wald com janelas de +- 2 pontos e +-1 ponto ao redor da descontinuidade 50 e clientes com utilização inicial acima de 75% do limite. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]						
Segundo Estágio - Estimativas de VI						
	+- 2 pontos ao redor do cutoff		+- 1 ponto ao redor do cutoff			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Retorno (Maio/11-Abril/12)	Default (Maio/11-Abril/12)	Percentual Pago (Maio/11-Abril/12)	Retorno (Maio/11-Abril/12)	Default (Maio/11-Abril/12)	Percentual Pago (Maio/11-Abril/12)
Limite Extra (R\$)	0.000872 (0.000643)	0.00130* (0.000751)	-0.00127* (0.000669)	0.000584 (0.000803)	0.00105 (0.000965)	-0.00112 (0.00108)
Observações	782	807	807	386	398	398
Notas: Consideramos apenas clientes que não receberam limites extras nos 12 meses subsequentes. Estimadores de Wald com janelas de +- 2 pontos e +-1 ponto ao redor da descontinuidade 50 e clientes com utilização inicial acima de 75% do limite. Erros padrão robustos entre parênteses. [*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1]						

Tabela 16 Robustez - Wald Descontinuidade 50 (Longo Prazo)