

AVALIAÇÃO DOS IMPACTOS DO PROGRAMA NOSSOCRÉDITO SOBRE O PIB DOS MUNICÍPIOS DO ESPÍRITO SANTO: UMA ABORDAGEM UTILIZANDO O ESCORE DE PROPENSÃO GENERALIZADO E A FUNÇÃO DOSE-RESPOSTA

Lucas Balbino Bressan Garcia¹

Guilherme Armando de Almeida Pereira²

Resumo:

O objetivo deste trabalho foi avaliar os impactos do programa Nossocrédito sobre o desenvolvimento econômico dos municípios do Espírito Santo, em nível macroeconômico, entre os anos de 2010 e 2016. Analisamos os efeitos do microcrédito sobre o Produto Interno Bruto (PIB) e o Produto Interno Bruto segmentado por setores (agropecuário, industrial e de serviços). Primeiramente, utilizamos da abordagem de dados em painel com efeitos fixos. Em seguida, aplicamos o método do escore de propensão generalizado em conjunto com a função dose-resposta. No que se refere aos resultados da metodologia de dados em painel, não há evidências sobre o efeito do microcrédito sobre as variáveis analisadas. Tendo em vista a função dose-resposta, observamos que para algumas doses do tratamento (microcrédito), a variação média do PIB de serviços é positiva. Além disso, os efeitos variaram de acordo com a magnitude do financiamento. Entretanto, não é possível afirmar que o microcrédito per capita (dose) impacta sobre a variação média do PIB total e/ou de serviços (resposta), visto que não foi possível garantir a hipótese de ignorabilidade, principal pressuposto do modelo.

Palavras Chave: Avaliação de impacto. Microcrédito. Função dose-resposta. Espírito Santo.

Classificação JEL: C33; G21; O10.

Sessão Temática: Econometria

Abstract:

This work analyzed the impacts of the Nossocrédito program on some macroeconomic indexes for the municipalities of Espírito Santo from 2010 to 2016. We analyzed the effects of microcredit on gross domestic product and gross value added of agriculture, industry, and services. First, we estimated fixed-effects models. We then calibrate a dose-response function with the generalized propensity score method. The results of the fixed-effects models indicated that there is no evidence of the microcredit on indexes analyzed. Considering the dose-response model, we observed that for some treatment doses (microcredit), the average variation of the gross domestic product of services is positive. Moreover, the effects depend on the magnitude of the financing. However, it is not possible to state that the per capita microcredit (dose) has impacts on the responses considered since we have not guaranteed the hypothesis of ignorability, the main assumption of the model.

Keywords: Impact Evaluation. Microcredit. Dose-response function. Espírito Santo.

JEL Code: C33; G21; O10.

Thematic Session: Econometrics

¹ Graduado em Economia pela Universidade Federal do Espírito Santo (UFES). E-mail: lucasbressann@gmail.com

² Departamento de Economia da Universidade Federal do Espírito Santo (UFES). Membro do Grupo de Pesquisa em Econometria (GPE/UFES). E-mail: guilherme.aa.pereira@ufes.br.

1. Introdução

Apesar da ampliação do crédito ao longo dos anos, um problema comum dos países em desenvolvimento, é que grande parte da população de baixa renda não possui acesso a crédito formal, dada as condições impostas pelas instituições financeiras. De acordo com Demirgüç-Kunt et al. (2018) cerca de 1,7 bilhão de pessoas adultas estavam excluídas do sistema financeiro em 2017. No Brasil e no mundo, é praxe a exigência de diversos requisitos para concessão de empréstimos, tais como, garantias na forma de ativos, comprovantes de renda, vínculo empregatício, avalistas, entre outros. Essas exigências criam barreiras que dificultam o acesso ao crédito para uma parcela da população.

Neste contexto, surgem os programas de microcrédito. Estes estão baseados na concessão de empréstimos de baixo valor, para um público sem acesso ao sistema financeiro tradicional, formado principalmente por empreendedores informais e microempresas que não possuem condições de oferecer garantias reais (Barone et al., 2002). O microcrédito surge com Muhammad Yunus, criador do Grameen Bank em 1983, e ganhador do Prêmio Nobel da Paz em 2006. Sua iniciativa em Bangladesh demonstrou ao mundo que era possível melhorar a vida das pessoas por meio de micro empréstimos, baseados em princípios de confiança e solidariedade. Através da metodologia de empréstimo solidário (*group lending*), o economista revolucionou o campo das microfinanças³.

A importância do microcrédito tem sido reconhecida há décadas por diferentes instituições. O ano de 2005, por exemplo, foi proclamado pela Organização das Nações Unidas (ONU) como o “Ano Internacional do Microcrédito”, tendo em vista os diversos impactos positivos causados pelos programas de microcrédito ao redor do mundo⁴. A experiência brasileira com programas de microcrédito inicia-se em 1973, com a União Nordestina de Assistência a Pequenas Organizações (Programa Uno), desenvolvido por iniciativa da organização não governamental Accion International (AITEC), com apoio de bancos locais e entidades empresariais (Barone et al., 2002).

A partir da década de 1990, o microcrédito passou a ser fomentado substancialmente pelo Estado, no qual estabeleceu legislação própria para os programas. Uma das principais ações do Governo Federal, para apoiar o mercado de microcrédito, foi através da Lei nº 11.110, de 25 de abril de 2005, que criou o Programa Nacional de Microcrédito Produtivo Orientado (PNMPO), com o objetivo de incentivar a geração de trabalho e renda entre os microempreendedores populares.

Atualmente no Estado do Espírito Santo, encontra-se em pleno funcionamento o Programa Nossocrédito. Este é uma política pública estadual, implementada em 2003 pelo Governo do Estado do Espírito Santo, com a finalidade de promover maior inclusão econômica e social, além de impulsionar o desenvolvimento local e regional, através de uma modalidade especial de crédito, o microcrédito produtivo e orientado (Bandes, 2012). O programa está presente em todos os 78 municípios do Estado do Espírito Santo, com 12 mil clientes ativos em dezembro de 2019, o que representa o saldo de R\$ 69 milhões da carteira ativa de microcrédito do Banestes, agente financeiro exclusivo do programa⁵.

Avaliar uma política pública é de suma importância para que gestores possam entender seus impactos sobre a sociedade e economia. Além disso, tais análises fornecem subsídios para aprimoramento de programas. Em termo de microcrédito, Goldberg (2005) produziu a primeira revisão de literatura sobre o tema. O autor examinou cerca de 100 trabalhos até meados de 2005, concluindo que os programas contribuem de forma positiva sobre algumas variáveis, como por exemplo, aumento da renda ou diminuição da pobreza. Entretanto, deixa claro que grande parte dos estudos, à época, possuíam falhas metodológicas, sendo necessário estudos randomizados (aleatórios).

Dessa forma, o presente trabalho tem como objetivo avaliar os impactos do programa Nossocrédito sobre o desenvolvimento econômico dos municípios do Espírito Santo, em nível macroeconômico. Analisamos os efeitos do microcrédito concedido sobre o PIB total e o PIB segmentado por setores

³ O conceito de microfinanças possui sentido amplo, no qual considera “uma gama de serviços financeiros diversos, que incluem microcrédito, micropoupanças, microsseguros, crédito imobiliário, remessas de imigrantes, para citar apenas os principais”. (NERI, 2008, p. 29)

⁴ Disponível em: <https://www.un.org/en/observances/international-years>

⁵ Informações baseadas nos relatórios disponibilizados pela empresa Impacto RH – Gestão Administrativa & Treinamentos. A empresa presta serviços ao Programa Nossocrédito.

(agropecuário, industrial e de serviços). Foram empregadas duas metodologias para a análise. A primeira consiste na estimação de modelos de efeitos fixos. Além dessa, aplicamos o método do escore de propensão generalizado em conjunto com a função dose-resposta, desenvolvido por Imbens (2000) e Hirano e Imbens (2004). Este método permite a estimação de efeitos de tratamentos contínuos quando há um mecanismo de seleção não aleatória na dosagem do tratamento.

Os resultados indicam que não há evidências sobre efeitos de transbordamento do programa sobre os agregados macroeconômicos analisados. Contudo, vale destacar que o programa possui uma participação muito pequena frente às economias dos municípios, isto é, quando comparamos o volume de microcrédito concedido pelo programa sobre o Produto Interno Bruto (PIB) dos municípios (microcrédito/PIB). Dessa forma, os resultados com pouca ou nenhuma significância estatística podem estar associados a este fato. Por fim, é importante mencionar que a ausência de efeitos de transbordamento sobre agregados macroeconômicos não significa que o programa não possua impactos individuais sobre os tomadores de financiamento. Para esta análise, seria necessária uma avaliação em nível individual com dados segregados.

O presente artigo está organizado da seguinte maneira. Na seção 2 é possível observar a revisão de literatura sobre avaliações de programas de microcrédito em nível nacional e internacional, além de incluir a literatura existente acerca do programa Nossocrédito. A seção 3 apresenta o programa Nossocrédito, estatísticas descritivas e alguns indicadores. A seção 4 traz a metodologia e a base de dados utilizada. Na seção 5 é possível observar os modelos econométricos estimados e a análise dos resultados. Por fim, as conclusões são apresentadas na seção 6.

2. Revisão de Literatura

As avaliações de impacto de programas de microcrédito objetivam principalmente avaliar os efeitos do crédito sobre os indivíduos. Há pouca literatura disponível em termos dos efeitos macroeconômicos do microcrédito. Todavia, conforme Odell (2010), existem argumentos teóricos de que, caso os programas de microcrédito sejam bem-sucedidos em alguns de seus objetivos (aumento da renda ou diminuição da pobreza, por exemplo), espera-se que os efeitos em nível individual, sejam transbordados para o nível macroeconômico, afetando indicadores de desenvolvimento tais como o PIB per capita, IDH etc.

A literatura internacional dispõe de variadas avaliações de impacto no campo das microfinanças, todavia, grande parte das evidências empíricas são baseadas “em anedotas, estatísticas descritivas e estudos de impacto que não conseguiram separar causalidade de correlação”. (Banerjee et al., 2015, p. 1, tradução própria). Examinando cerca de 100 avaliações de impacto no campo das microfinanças, Goldberg (2005) produziu a primeira revisão de literatura abrangente do tema. Baseando-se em pesquisas produzidas no período de 1986 até 2005, o autor conclui que os programas podem aumentar a renda das famílias, diminuir a pobreza, melhorar a nutrição infantil e aumentar as taxas de matrícula escolar. De forma resumida, afirma que “há muito para se entusiasmar e há muito a descobrir sobre as muitas maneiras como as microfinanças funcionam e não funcionam para os diferentes tipos de clientes”. (Goldberg, 2005, p. 46, tradução própria).

Odell (2010) atualizou o estudo realizado por Goldberg (2005), revisando as principais avaliações de impacto publicadas entre 2005 e 2010. Durante esse período, algumas avaliações utilizaram-se de métodos rigorosos (estudos randomizados), contribuindo para a estimação correta dos efeitos causais. No geral, a autora encontra evidências positivas das microfinanças para as microempresas, no sentido de aumentar a posse de negócios, os lucros e os investimentos. Por outro lado, os efeitos das microfinanças sobre medidas de bem-estar social, como por exemplo, renda, taxas de pobreza, educação, saúde e empoderamento das mulheres não são claros. A autora ressalta que os estudos não produzem uma resposta universal, devendo ser consideradas as particularidades de cada programa.

Khandker (2005) examinou os efeitos das microfinanças na redução da pobreza em Bangladesh, tanto em nível do indivíduo quanto no nível agregado. Utilizando dados em painel, o autor encontrou evidências que o microfinanciamento contribui para o crescimento da renda local (*villages*), contribuindo para a redução da pobreza, em especial para as participantes do sexo feminino. As pesquisas mais recentes utilizaram o método experimental (aleatório) a fim de contribuir com evidências robustas, como por exemplo, Crépon et al. (2015) e Banerjee, Karlan e Zinman (2015).

Banerjee et al. (2015), avalia os impactos de um programa de microcrédito em favelas na cidade de Hyderabad (Índia). Por meio de uma avaliação aleatória, os autores encontraram evidências de que o programa contribuiu para o aumento dos investimentos e lucros das empresas pequenas e preexistentes, assim como as despesas com bens duráveis. Entretanto, não encontraram efeitos do microcrédito sobre o consumo (indicador de bem-estar geral), saúde, educação e empoderamento das mulheres. Por fim, os autores ressaltam que o microcrédito pode não ser o “milagre” que às vezes afirma ser, porém, permite que algumas famílias invistam em seus pequenos negócios.

No Brasil, a maior parte dos trabalhos utilizam de métodos quasi-experimentais, como por exemplo, Monzoni Neto (2006), Righetti (2008), Neri (2008), Aroca e Hewings (2009), Neri e Medrado (2010), Magalhães Junior (2016) e Oliveira Filho (2019). É importante ressaltar o estudo realizado por Neri (2008), no qual analisa a operação do programa Crediamigo, do Banco do Nordeste. O programa foi criado em 1998 inspirado em experiências internacionais, sendo o pioneiro entre os bancos públicos no Brasil. Dentre as diversas análises, vale ressaltar alguns resultados de impacto do programa, como por exemplo, aumento de 30,7% no lucro operacional dos clientes, aumento de 13% nas despesas com consumo da família entre a primeira e última operação. O autor resalta também que o programa possui um lucro de R\$ 50/ano, por operação, levando em conta todos os custos, até mesmo o de oportunidade financeira.

Oliveira Filho (2019) avalia o impacto do acesso ao crédito no crescimento e produtividade de pequenos negócios de uma empresa privada de microcrédito, atuante majoritariamente na região Nordeste do Brasil. A partir de uma abordagem quasi-experimental, o autor constrói os grupos de controle e tratamento com base em uma amostra de 34.958 propostas de crédito de 13.703 indivíduos, utilizando a técnica de *propensity score matching*. Neste trabalho, o autor identificou um impacto positivo de 4,72% de crescimento do faturamento mensal e de 4,58% no lucro mensal dos empreendimentos após acesso ao crédito. O estudo também analisa efeitos do acesso à crédito quando considerados o gênero, o tamanho da firma, a experiência do empreendedor, entre outras variáveis da amostra (Oliveira Filho, 2019).

Quanto ao programa Nossocrédito, observa-se pouca produção científica sobre seu impacto nos municípios e na vida dos clientes participantes. Caçador (2014), o único estudo no tema, estima modelos de regressões lineares múltiplas, sem a estimação de efeitos fixos, para avaliar os impactos do programa sobre indicadores socioeconômicos dos municípios capixabas. As estimativas são obtidas através de três modelos diferentes, utilizando dados municipais para o período de 2006 a 2010. Neste trabalho, identifica-se que o Nossocrédito é direcionado para os municípios do interior, mas não para os de menor grau de desenvolvimento e que contribui (modestamente) para a melhoria do indicador municipal de desenvolvimento utilizado, Índice Firjan de Desenvolvimento Municipal (IFDM). As estimativas demonstram que o Nossocrédito não contribui para a redução da pobreza. Em síntese, o autor conclui que o programa contribui para a melhoria do bem-estar dos municípios capixabas, mas precisa melhorar seu foco, direcionando mais recursos para os mais pobres, que são os que mais enfrentam dificuldades no acesso ao crédito (Caçador, 2014).

Dessa forma, o presente estudo avança em relação à literatura existente, além de contribuir para a literatura empírica do Programa Nossocrédito.

3. O Programa Nossocrédito

3.1 Descrição do Programa

O Programa Estadual de Microcrédito do Espírito Santo, o Nossocrédito, foi instituído em 2003 pelo Governo do Estado do Espírito Santo, por meio do Decreto Estadual nº 1.203-R/2003, com o objetivo inicial de promover a inclusão econômica e social de empreendedores capixabas de micro e pequenos negócios, através da concessão de crédito produtivo e orientado. O programa foi desenvolvido através de uma ação conjunta e articulada entre o Banco de Desenvolvimento do Estado do Espírito Santo (Bandes), o Serviço Brasileiro de Apoio à Micro e Pequena Empresa (Sebrae) e a Agência de Desenvolvimento das Micro e Pequenas Empresas e do Empreendedorismo (Aderes), em conjunto com as prefeituras municipais. As atribuições e responsabilidades de cada entidade são estabelecidas pelo Estado através de Convênios de Cooperação Técnica celebrado entre as partes (Bandes, 2012).

Inicialmente, somente quatro municípios foram contemplados, através da implementação das Unidades Municipais de Microcrédito (UMMs). Em 2003, os municípios selecionados foram: Cachoeiro de Itapemirim, Nova Venécia, Presidente Kennedy e Viana. O Nossocrédito só alcançou todos os municípios em 2009. Os detalhes da introdução gradual do programa estão disponíveis em Giuberti (2008).

No que se refere aos financiamentos, atualmente a principal fonte de recursos advém do Banestes, agente financeiro exclusivo do programa, que destina ao Nossocrédito 2% da média dos saldos dos depósitos à vista captados pela instituição, conforme estabelece o Conselho Monetário Nacional, através da Resolução nº 4.713 de 28/03/2019, com base na Lei Federal nº 10.735/2003. Atualmente, o Programa Nossocrédito conta com o apoio da empresa Impacto RH – Gestão Administrativa & Treinamentos LTDA – EPP, contratada através de licitação realizada pela Aderes, cujo objeto do contrato é a prestação de serviços de formação, capacitação e acompanhamento dos Programas Estaduais de Microcrédito⁶.

3.2 Dados Gerais

Os números a seguir demonstram o desempenho do programa por meio de alguns indicadores operacionais. No período de 2003-2019, o Nossocrédito efetuou aproximadamente 160 mil operações, tendo desembolsado cerca de R\$ 850,5 milhões (valores correntes) em contratos de microcrédito. Presente em todo o Estado, o programa possuía 12 mil clientes ativos em dezembro de 2019, o que representa o saldo de aproximadamente R\$ 69 milhões da carteira ativa de microcrédito do Banestes. Considerando todos os municípios participantes e todas as linhas de crédito, o índice de inadimplência até 360 dias em dezembro de 2019 foi de 5,78%. O programa possui uma inadimplência controlada, com o índice variando em patamares inferiores a 4,5% e 6,5%. A média do índice entre o período de 2016 – 2019 foi de 5,43% (Impacto RH, 2020).

A Figura 1 apresenta a distribuição do microcrédito acumulado (2003 – 2019) por município e microrregião. É evidente que o microcrédito em valores monetários está concentrado na microrregião metropolitana. Entretanto, em termos de participação, não há uma discrepância muito grande entre as microrregiões. Por exemplo, a microrregião metropolitana possui 16,8% do total de microcrédito concedido no período analisado, seguido pela microrregião Centro-Oeste com 13,4%. O menor volume de microcrédito está na microrregião Central Serrana, com uma participação de 3,8%.

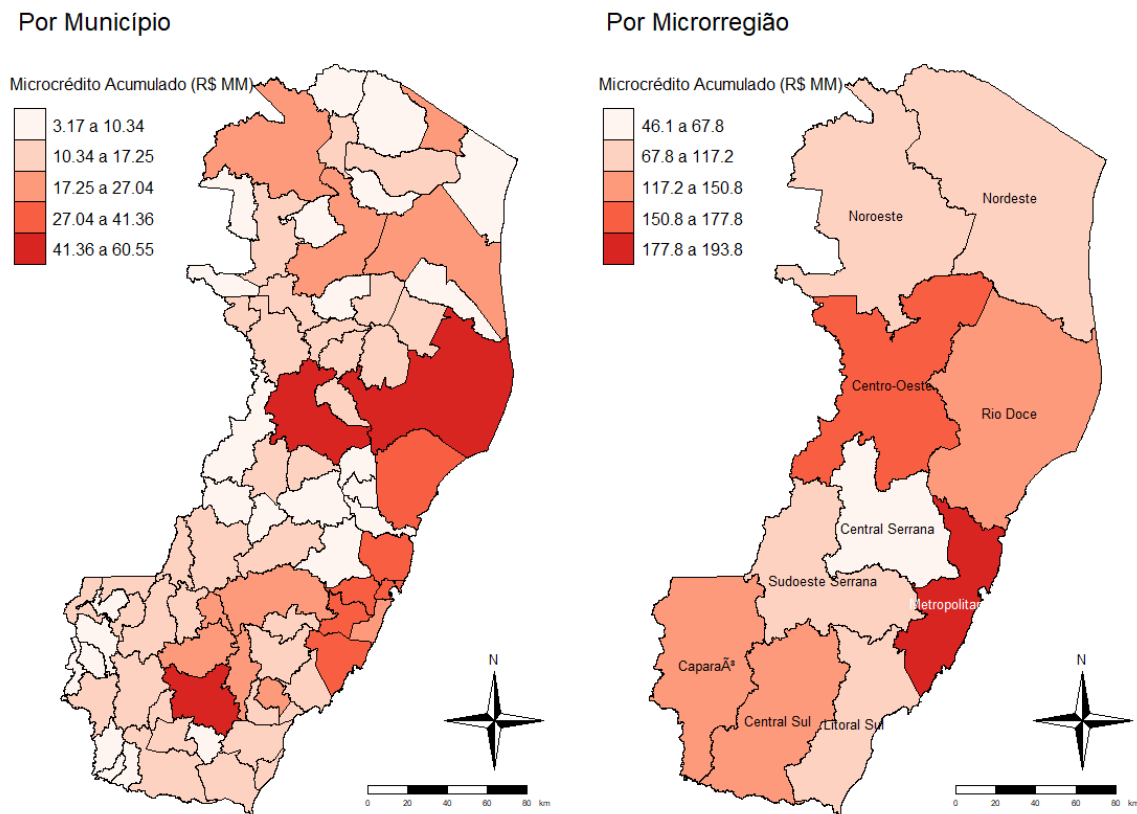
A Figura 2 apresenta a distribuição do microcrédito por município. O município de Linhares aparece em primeiro lugar, com cerca de R\$ 60,5 milhões em microcrédito aprovado, seguido pelo município de Colatina, com R\$ 52,6 milhões. A capital Vitória está em 5º lugar, com aproximadamente R\$ 36,5 milhões. Entre os 10 últimos com menor financiamento, o município de Santa Leopoldina fica na última posição com somente R\$ 3,1 milhões. Vale ressaltar que, entre os 10 primeiros colocados no ranking, cinco municípios pertencem a microrregião metropolitana, são eles: Cariacica, Guarapari, Serra, Viana e Vitória. Atualmente, a microrregião que também é composta pelos municípios de Vila Velha e Fundão, é responsável por 57,69% do PIB estadual, com uma população estimada em 1.951.673 habitantes (IBGE, 2018), representando cerca de 49,13% da população total do estado.⁷

Por fim, analisamos o volume de microcrédito concedido pelo programa sobre o Produto Interno Bruto (PIB) dos municípios. Uma vez que o programa foi implementado gradualmente, consideramos o período de 2010 – 2018 para fins de análise. Em termos de participação nos PIBs municipais (%), o valor aprovado pelo Nossocrédito representou, em média, apenas 0,28%. O valor máximo foi de 1,57%, no município de Ponto Belo em 2017. Portanto, percebe-se que o programa possui uma participação ínfima frente às economias dos municípios.

⁶ Informações retiradas através do resumo do contrato nº. 002/2020, publicado no Diário Oficial do Estado do Espírito Santo em 03 de março de 2020. Disponível em: <http://ioes.dio.es.gov.br/portal/edicoes/download/4738>

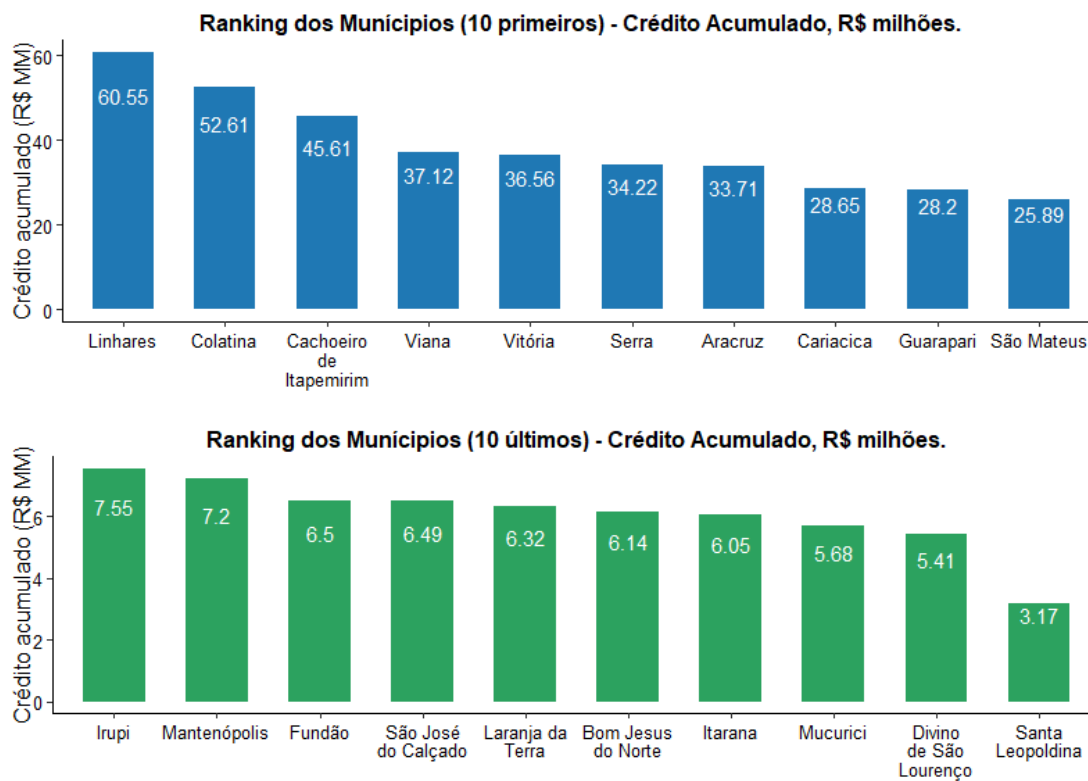
⁷ Panorama das Microrregiões Capixabas - Microrregião Metropolitana, Instituto Jones dos Santos Neves (IJSN). Disponível em: http://www.ijsn.es.gov.br/images/files/projetos/desenvolvimento_regional/Panorama_Microrregiao_Metropolitana.pdf

Figura 1: Distribuição geográfica do microcrédito concedido no Espírito Santo, valores acumulados, R\$ milhões (2003 – 2019)



Fonte: Elaborado pelos autores.

Figura 2: Distribuição do microcrédito por município (2003 – 2019), R\$ milhões



Nota: Deflacionado pelo Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) do IBGE - R\$ de 2020.

Fonte: Elaborado pelos autores.

4. Metodologia e Base de dados

Com o objetivo de analisarmos os impactos do microcrédito sobre o PIB total e setorial dos municípios capixabas, inicialmente utilizamos da abordagem de dados em painel com efeitos fixos para anos e municípios, em conjunto com variáveis de controle. Em seguida, realizamos uma análise da função dose-resposta. Em linhas gerais esta função permite avaliar o impacto do microcrédito concedido pelo programa (variável dose) sobre o PIB dos municípios capixabas (variável resposta).

Ressalta-se que, o programa Nossocredito está presente em todos os municípios capixabas, o que dificulta a construção de um grupo de controle (contrafactual). Adiciona-se a isto o fato de que o tratamento não é do tipo binário (participa ou não participa do programa) e sim, contínuo, onde são concedidos valores monetários (microcrédito) para todos os municípios. Outro ponto que devemos observar é um possível viés na distribuição dos valores monetários. Por esse motivo, optamos pela utilização da função dose-resposta em conjunto com a aplicação do escore de propensão generalizado, como será detalhado mais à frente.

4.1 Descrição dos dados

Os dados utilizados neste trabalho consistem em informações municipais para os 78 municípios do Estado do Espírito Santo entre os anos de 2010 e 2016. Foram utilizados dados do programa Nossocredito, disponibilizados pela Impacto RH - Gestão Administrativa & Treinamentos. As variáveis utilizadas especificadamente nos modelos econométricos foram: as séries históricas dos financiamentos aprovados e do número de operações, ambas por município e ano.

Adicionalmente, também empregamos informações consolidadas pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE)⁸, pela Secretaria do Tesouro Nacional do Ministério da Economia (STN) e pela Federação das Indústrias do Estado do Rio de Janeiro (FIRJAN)⁹. Também foram utilizados dados do IPEADATA¹⁰, da Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis (ANP)¹¹, e das Finanças do Brasil (FINBRA). Também consideramos os dados da Relação Anual de Informais Sociais (RAIS), disponibilizados pelo Ministério da Economia por meio do Programa de Disseminação de Estatísticas do Trabalho (PDET)¹².

Salienta-se que as estimativas das receitas próprias municipais foram obtidas por meio da nota técnica¹³ do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA) elaborada por Santos, Motta e Faria (2020). No que tange à quantidade de MEIs, consideramos as estatísticas do Portal do Empreendedor¹⁴. Ademais, utilizou-se especialmente entre as variáveis de controle da função dose-resposta, variáveis *dummies* para as diferentes microrregiões do Espírito Santo¹⁵. O Quadro 1 apresenta as variáveis utilizadas e as respectivas fontes.

⁸ Informações retiradas do website: <https://sidra.ibge.gov.br/>

⁹ Informações retiradas do website: <https://www.firjan.com.br/ifdm/>

¹⁰ Informações retiradas do website: <http://www.ipeadata.gov.br/>

¹¹ Informações retiradas do website:

<https://www.gov.br/anp/pt-br/assuntos/royalties-e-outras-participacoes/royalties>

¹² Informações retiradas do website: <http://pdet.mte.gov.br/aceso-online-as-bases-de-dados>

¹³ Disponível em: <https://www.ipea.gov.br/cartadeconjuntura/index.php/2020/07/estimativas-anuais-da-arrecadacao-tributaria-e-das-receitas-totais-dos-municipios-brasileiros-entre-2003-e-2019/>

¹⁴ Informações retiradas do website: <https://www.gov.br/empresas-e-negocios/pt-br/empreendedor>

¹⁵ Consideramos as alterações impostas pela Lei n° 11.174, de 25 setembro de 2020, que dispõe sobre a definição das Microrregiões e Macrorregiões de Planejamento no Estado do Espírito Santo.

Quadro 1: Variáveis utilizadas

Descrição abreviada	Fonte
Volume de crédito concedido pelo Nossocrédito (R\$)	IMPACTO RH
Número de operações do Nossocrédito	IMPACTO RH
Estimativa das receitas próprias dos municípios (R\$)	IPEA
Royalties transferidos (R\$)	ANP
Fundo de Participação dos Municípios (R\$)	FINBRA
Produto Interno Bruto total (R\$)	IBGE/SIDRA
PIB da Agropecuária (R\$)	IBGE/SIDRA
PIB da Indústria (R\$)	IBGE/SIDRA
PIB dos Serviços (R\$)	IBGE/SIDRA
População	IBGE/SIDRA
Índice Firjan de Desenvolvimento Municipal (IFDM) – Geral	FIRJAN
Índice Firjan de Desenvolvimento Municipal (IFDM) – Emprego e Renda	FIRJAN
Quantidade de Microempreendedores Individuais (MEIs)	RFB
Número de empregados formais no Comércio (RAIS)	RAIS/PDET
Número de empregados formais na Indústria (RAIS)	RAIS/PDET
Número de empregados formais nos Serviços (RAIS)	RAIS/PDET
Número de estabelecimentos no Comércio (RAIS)	RAIS/PDET
Número de estabelecimentos na Indústria (RAIS)	RAIS/PDET
Número de estabelecimentos nos Serviços (RAIS)	RAIS/PDET

Fonte: Elaborado pelos autores.

Nota: As variáveis monetárias foram deflacionadas pelo Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA), tendo o mês de maio de 2020 como período de referência.

4.2 Modelo de Efeitos Fixos

Por meio desta abordagem, é possível combinar dois tipos de dados: dados de cortes transversal ou *cross-section*, observados em diferentes instantes de tempo, isto é, um painel composto por diferentes municípios em diferentes momentos no tempo (X_{it}). Conforme Gujarati e Porter (2011), o método possui algumas vantagens, como por exemplo, considera a heterogeneidade entre os municípios ao longo do tempo, aumenta consideravelmente o tamanho da amostra, além de permitir controlar efeitos não observáveis invariantes no tempo. Podemos representar o modelo econométrico de dados em painel utilizado pela equação (4-1),

$$Y_{it} = \beta_{1i} + \beta_2 X_{2it} + \dots + \beta_k X_{kit} + \alpha_i + \lambda_t + u_{it}, \quad i = 1, \dots, N \text{ e } t = 1, \dots, T, \quad (4-1)$$

onde Y_{it} é a variável dependente; X_{it} variáveis explicativas; β_{1i} intercepto; β_2, \dots, β_k , os coeficientes parciais de inclinação; α_i termo constante para cada município específico do modelo (captura heterogeneidades entre os municípios, efeitos fixos); λ_t efeitos fixos para o tempo; u_{it} erro aleatório; o índice i denota os diferentes indivíduos; e, t o tempo.

Ao incluirmos efeitos fixos para os municípios, controlamos os efeitos de variáveis não observadas que são diferentes de um município para o outro, mas que se mantêm constantes ao longo do tempo, ou seja, características próprias de cada município. Por outro lado, os efeitos fixos para o tempo ajudam a controlar eventos que podem ter afetado todos os municípios ao mesmo tempo em determinado ano, tais como, condições macroeconômicas gerais. Esses efeitos quando não modelados podem ser entendidos como variáveis omitidas, possivelmente correlacionadas tanto com a variável resposta quanto as variáveis dependentes. Nessas circunstâncias, tal omissão acarretaria viés de variável omitida (viés de heterogeneidade), tornando assim os estimadores inconsistentes. Dessa forma, é obrigatório modelarmos tais fenômenos de modo a minimizar o viés causado pela heterogeneidade não observada. O modelo com

efeitos fixos para municípios e anos pode ser estimado por mínimos quadrados ordinários ao inserirmos variáveis *dummies* para municípios e anos na equação (4-1). Para maiores detalhes veja Gujarati e Porter (2011).

4.3 Escore de Propensão Generalizado (GPS) & Função Dose-Resposta

Adicionalmente ao modelo de dados em painel, nesta pesquisa, aplicamos o método do escore de propensão generalizado (sigla GPS, em inglês *generalized propensity score*) desenvolvido por Imbens (2000) e Hirano e Imbens (2004). O método permite estimar efeitos de tratamentos contínuos quando há um mecanismo de seleção não aleatória na dosagem do tratamento, como o caso do Nossocrédito. A metodologia é uma extensão do método tradicional, o pareamento por escore de propensão para tratamentos binários proposto por Rosenbaum e Rubin (1983). Segundo Hirano e Imbens (2004), a metodologia do GPS leva a estimativas confiáveis, que podem ser mais robustas do que estimativas de regressões simples.

Em linhas gerais, a função dose-resposta relaciona duas variáveis: uma variável de tratamento (dose) e uma variável de resposta (resultado). No presente estudo, o tratamento refere-se ao valor do microcrédito concedido pelo Nossocrédito. No que tange à variável de resultado, consideramos o valor do PIB municipal. Dessa forma, a função dose-resposta busca avaliar o efeito do microcrédito (diferentes doses de tratamento) sobre a variável resposta de interesse, neste caso em específico, a variação percentual do PIB.

Assim como no caso de tratamentos do tipo binário, o principal desafio é construir a situação contrafactual. Neste caso, não conseguimos observar o estado que os municípios teriam experimentado caso tivessem recebido diferentes doses de tratamento, ou seja, qual teria sido o impacto de variações nos montantes de microcrédito sobre o PIB municipal.

Como observa Magalhães Junior (2016), uma solução simples seria considerar dois municípios que receberam diferentes doses de tratamento, e comparar com as variações ocorridas em seus PIBs. Todavia, a simples comparação entre os municípios resultaria em estimativas viesadas, visto que o microcrédito (dose de tratamento) não é concedido de maneira aleatória. É de se esperar que em cidades mais desenvolvidas, isto é, com melhores indicadores socioeconômicos, a demanda por microcrédito seja maior. Entretanto, cidades mais desenvolvidas também apresentam maiores PIBs, independentemente do microcrédito concedido. Em outras palavras, os indicadores socioeconômicos melhores estão associados a resultados melhores do PIB, independentemente do volume de crédito concedido. Dessa forma, é necessário empregarmos metodologias capazes de superar possíveis vieses durante a análise.

A função dose-resposta pode ser estimada ao empregarmos o escore de propensão generalizado (GPS). Hirano e Imbens (2004) demonstram que o GPS possui muitas das propriedades do escore de propensão para tratamentos binários, como por exemplo a propriedade de balanceamento. Em linhas gerais, essa função é estimada “comparando-se municípios igualmente semelhantes em termos de características pré-tratamento, simulando o contrafactual” (Magalhães Junior, 2016, p.34). Assim como no caso binário, o ajuste para o GPS remove todos os vieses associados às diferenças nas covariáveis.

O método proposto por Hirano e Imbens (2004) é definido da seguinte forma. Suponha uma amostra aleatória de municípios, indexados por $i = 1, \dots, N$. Para cada município i existe um conjunto de resultados potenciais $Y_i(t)$, para $t \in [t_0, t_1]$, referido como a função de resposta à dose (t). Aqui, $Y_i(t)$ representa a variação do PIB per capita do município i quando exposto ao nível de tratamento t , neste caso, um valor de microcrédito. Para tratamentos binários, teríamos $T = \{0,1\}$. O objetivo final desta análise é a estimação da função dose-resposta média (sigla ADRF, em inglês *average dose-response function*), denotada por,

$$\mu(t) = E[Y_i(t)]. \quad (4-2)$$

A equação nos diz que o efeito do tratamento em nível individual é a variação da média do vetor de resultados potenciais, todavia, não pode ser estimada diretamente pois apenas um valor dentro do vetor de resultados potenciais de cada município é observado. Para cada município i , observamos um vetor de covariáveis X_i , um nível t_i de tratamento, com $t_i \in [t_0, t_1]$, e por fim, o resultado correspondente ao nível de tratamento recebido, $Y_i = Y_i(T_i)$. De acordo com os autores, se $r(t, x) = f_{T|X}(t|x)$ é a densidade condicional do tratamento dada as covariáveis, então o GPS é definido como:

$$R = r(T, X) \quad (4-3)$$

Hirano e Imbens (2004) afirmam que é possível utilizar o GPS para remover todos os vieses associados às diferenças nas covariáveis. Esta propriedade possui equivalência com o escore de propensão tradicional do caso binário. Além disso, os autores demonstram que a definição do GPS, associada à definição de não confundimento ($Y(t) \perp T|X$, para todo $t \in [t_0, t_1]$), implica que a distribuição do tratamento independe do vetor de covariáveis, condicionado ao GPS. Para mais detalhes, veja Hirano e Imbens (2004).

4.4 Implementação do método de Hirano e Imbens (2004)

Nesta seção, apresentamos o algoritmo para implementação da metodologia supracitada. Na primeira etapa, usamos uma distribuição normal¹⁶ (regressão linear múltipla) para o tratamento dada as covariáveis:

$$T_i|X_i \sim N(\beta_0 + \beta'_1 X_i, \sigma^2). \quad (4-4)$$

Em seguida, estimamos o GPS da seguinte maneira:

$$\hat{R}_i = \frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}^2}} \exp\left(-\frac{1}{2\hat{\sigma}^2} (T_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}'_1 X_i)^2\right). \quad (4-5)$$

Na terceira etapa, Hirano e Imbens (2004) sugerem que modelemos a expectativa condicional de Y_i dado T_i e R_i como:

$$E[Y_i|T_i, R_i] = \alpha_0 + \alpha_1 T_i + \alpha_2 T_i^2 + \alpha_3 R_i + \alpha_4 R_i^2 + \alpha_5 T_i R_i. \quad (4-6)$$

Os parâmetros da equação (4-6) podem ser estimados por MQO, usando o T_i observado e o \hat{R}_i estimado na equação (4-5). Por fim, considerando os parâmetros estimados na equação (4-6), estimamos o resultado potencial médio no nível de tratamento t como,

$$E[\widehat{Y}(t)] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{\alpha}_0 + \hat{\alpha}_1 t + \hat{\alpha}_2 t^2 + \hat{\alpha}_3 \hat{r}(t, X_i) + \hat{\alpha}_4 \hat{r}(t, X_i)^2 + \hat{\alpha}_5 t \hat{r}(t, X_i)). \quad (4-7)$$

Com o objetivo de obter uma estimativa de toda a função dose-resposta, estimamos o resultado potencial para diferentes níveis de tratamento T . Este algoritmo foi implementado por meio do *software R*, com os códigos disponibilizados por Leite (2017) e do pacote *causaldrf* (Schafer, 2015).

5. Resultados

Esta seção está organizada em duas partes: na primeira apresentamos os modelos de efeitos fixos estimados. Em seguida apresentamos os resultados da função dose-resposta.

5.1 Estimativas do modelo de Efeitos Fixos

O painel de dados é do tipo balanceado, compreendendo todos os 78 municípios do Estado do Espírito Santo, para o período de 2010 – 2016. O período foi limitado principalmente pela variável “IFDM” que só está disponível até 2016 e porque o programa só começou a operar em todos os municípios a partir de 2009. Quanto aos modelos, foram estimadas várias regressões com diferentes variáveis dependentes. Para maior robustez, consideramos para cada variável dependente cinco modelos distintos, sendo eles: modelo simples sem controles (1), modelo com controles (2), modelo com controles e efeitos fixos para o tempo (3), modelo com controles e efeitos fixos para municípios (4), e por fim, modelo com controles e com efeitos fixos para o tempo e municípios (5).

¹⁶ Os autores afirmam que é possível considerar outras distribuições além da distribuição normal, como por exemplo, misturas de normais. Também é possível estimar o GPS por outros métodos.

Para identificar a necessidade da inclusão de efeitos fixos, tanto para municípios quanto para anos, utilizamos o teste do multiplicador de Lagrange para dados em painel proposto por Honda (1985). A hipótese nula do teste é que os parâmetros relativos aos efeitos fixos são iguais a zero, enquanto a hipótese alternativa é de que os parâmetros são diferentes de zero (efeitos fixos significativos). Com base no modelo agrupado (2), o teste verifica se a inclusão de efeitos fixos para o tempo ou municípios é preferível ao modelo agrupado.

As regressões foram estimadas na forma duplo-logarítmica (log-log). Ressalta-se também que, todas as estimativas são robustas para os desvios padrões (Arellano, 1987) e agrupadas por município (Bertrand, et al., 2004). Todas as estimativas foram obtidas por meio do *software R*, com o auxílio do pacote *plm* (Croissant e Millo, 2008). Os resultados das estimativas econométricas podem ser observados nas Tabelas 1 – 4.

Os resultados da Tabela 1 consideram como variável dependente o PIB total per capita dos municípios. Nota-se que para um modelo simples, sem controles e efeitos fixos, o sinal do coeficiente de interesse é negativo e significativo a 5%. Esta estimativa sofre de viés de variável omitida e não deve ser considerada. Após incluirmos controles, o sinal se torna positivo e estatisticamente significativo a 1%. Ao incluirmos controles e efeitos fixos para municípios (modelo 4) o resultado permanece positivo e significativo a 1%. No entanto, com a introdução de efeitos fixos para anos e municípios (modelo 5), o coeficiente só é estatisticamente a 10%.

Para verificar se o modelo com efeitos fixos de tempo possui efeitos significativos, observamos o p-valor do teste de Lagrange, apresentado na última linha da Tabela 1, neste caso na coluna (3). Na coluna (4) observamos o p-valor do teste quando incluimos efeitos fixos para os municípios. E por fim, a coluna (5) apresenta o p-valor do teste para o conjunto de efeitos fixos (tempo e municípios). Considerando um nível de significância de 5%, podemos afirmar que os modelos (4) e (5) são adequados. Isto posto, optamos por realizar um teste adicional, com o objetivo de comparar especificadamente a inclusão de efeitos fixos de tempo sobre um modelo que já possui efeitos fixos para municípios. O objetivo é verificar se o modelo (4) é preferível ao modelo (5). Dessa forma, realizamos o teste da razão de verossimilhança, comparando os modelos restritos (apenas com efeitos fixos para municípios) e irrestritos (efeitos fixos de tempo e municípios). A hipótese nula do teste é de que não há diferença entre os modelos. Considerando um nível de significância de 5%, rejeitamos a hipótese nula, dado que o p-valor do teste (0,001) foi de menor que o nível de significância. Portanto, os testes realizados indicam que o modelo (5) é o mais adequado.

Tabela 1: Impacto do Nossocrédito no PIB total per capita

	PIB Total per capita				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Microcrédito per capita	-0,154** (0,060)	0,330*** (0,116)	0,242* (0,131)	0,167*** (0,055)	0,108* (0,061)
Controles	Não	Sim	Sim	Sim	Sim
Efeitos Fixos para Municípios	Não	Não	Não	Sim	Sim
Efeitos Fixos para Anos	Não	Não	Sim	Não	Sim
<i>N</i>	546	546	546	546	546
<i>R</i> ²	0,034	0,732	0,743	0,947	0,952
F Statistic	19,291***	146,455***	95,391***	94,185***	96,800***
Teste de Lagrange (Honda, 1985)	-	-	[0,093]	[0,001]	[0,001]

Notas: 1) *** Significativo a 1%; ** Significativo a 5%; * Significativo a 10%; 2) Entre parênteses encontram-se os erros padrões robustos agrupados por município; 3) Entre colchetes encontram-se os valores-p das estatísticas de teste; 4) As variáveis estão expressas em logaritmo (Log); 5) Variável dependente e de interesse estão no formato per capita; 6) Controles: operações por mil habitantes, receita própria per capita, fundo de participação municipal per capita, royalties per capita, ifdm geral, estoque de empregos formais (comércio, serviços e indústria) e quantidade de MEIs; 7) Os coeficientes de determinação (*R*²) foram estimados via MQO com variáveis dummy, dessa forma são equiparáveis.

Na Tabela 2, consideramos como variável dependente o PIB dos Serviços per capita. Para um modelo simples, sem controles e efeitos fixos, o sinal do coeficiente de interesse é negativo, porém significativo a 1%. Após incluirmos variáveis de controle, o sinal se torna positivo e significativo a 1%. Novamente, o modelo com controles e efeitos fixos para municípios (modelo 4) apresenta um coeficiente positivo e significativo a 1%. Entretanto, com a introdução de controles e efeitos fixos para os municípios e para o tempo, o coeficiente de interesse só é estatisticamente significante a um nível de 10%. Considerando a mesma abordagem do caso anterior, podemos concluir que o modelo (5) é o mais adequado. Portanto, as evidências de impacto do programa sobre o PIB de serviços per capita é nula (caso consideremos um nível de significância de 5%) ou muito fraca (caso consideremos um nível de significância de 10%).

Tabela 2: Impacto do Nossocrédito no PIB dos Serviços per capita

	PIB Serviços per capita				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Microcrédito per capita	-0,261*** (0,064)	0,338*** (0,107)	0,230** (0,113)	0,154*** (0,043)	0,090* (0,047)
Controles	Não	Sim	Sim	Sim	Sim
Efeitos Fixos para Municípios	Não	Não	Não	Sim	Sim
Efeitos Fixos para Anos	Não	Não	Sim	Não	Sim
<i>N</i>	546	546	546	546	546
<i>R</i> ²	0,110	0,731	0,759	0,963	0,969
F Statistic	67,006***	145,721***	104,272***	135,687***	149,467***
Teste de Lagrange (Honda, 1985)	-	-	[0,001]	[0,001]	[0,001]

Notas: 1) *** Significativo a 1%; ** Significativo a 5%; * Significativo a 10%; 2) Entre parênteses encontram-se os erros padrões robustos agrupados por município; 3) Entre colchetes encontram-se os valores-p das estatísticas de teste; 4) As variáveis estão expressas em logaritmo (Log); 5) Variável dependente e de interesse estão no formato per capita; 6) Controles: operações por mil habitantes, receita própria per capita, fundo de participação municipal per capita, royalties per capita, ifdm geral, estoque de empregos formais (comércio, serviços e indústria) e quantidade de MEIs; 7) Os coeficientes de determinação (*R*²) foram estimados via MQO com variáveis dummy, dessa forma são equiparáveis.

As Tabelas 3 e 4 apresentam os resultados para o PIB da Agropecuária per capita e o PIB da Indústria per capita respectivamente. Como é possível observar, a inclusão de efeitos fixos de tempo e município tornam os parâmetros relativos ao microcrédito per capita estatisticamente iguais a zero. Isto posto, não há evidências de impacto sobre essas variáveis.

Em linhas gerais, não há evidências sobre os efeitos do microcrédito sobre os agregados macroeconômicos analisados. Apenas se consideramos um nível de significância de 10%, há evidências fracas do efeito sobre o PIB total per capita e PIB serviços per capita. Conforme já mencionado, o programa possui uma participação muito pequena frente as economias dos municípios (microcrédito/PIB). Dessa forma, os resultados com pouca ou nenhuma significância estatística podem ser explicados por este fator.

Por fim, ressalta-se que este trabalho foca no impacto do programa em termos macroeconômicos. Neste sentido, a ausência de efeitos de transbordamento sobre agregados macroeconômicos não significa que o programa não possua impactos individuais sobre os tomadores de financiamento. Para esta análise, seria necessária uma avaliação em nível individual com dados segregados.

Tabela 3: Impacto do Nossocrédito no PIB da Agropecuária per capita

	PIB Agropecuária per capita				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Microcrédito per capita	0,815*** (0,183)	0,052 (0,197)	-0,077 (0,219)	0,130** (0,056)	0,035 (0,060)
Controles	Não	Sim	Sim	Sim	Sim
Efeitos Fixos para Municípios	Não	Não	Não	Sim	Sim
Efeitos Fixos para Anos	Não	Não	Sim	Não	Sim
<i>N</i>	546	546	546	546	546
<i>R</i> ²	0,330	0,665	0,676	0,976	0,978
F Statistic	268,067***	106,000***	68,896***	215,453***	220,764***
Teste de Lagrange (Honda, 1985)	-	-	[0,394]	[0,001]	[0,001]

Notas: 1) *** Significativo a 1%; ** Significativo a 5%; * Significativo a 10%; 2) Entre parênteses encontram-se os erros padrões robustos agrupados por município; 3) Entre colchetes encontram-se os valores-p das estatísticas de teste; 4) As variáveis estão expressas em logaritmo (Log); 5) Variável dependente e de interesse estão no formato per capita; 6) Controles: operações por mil habitantes, receita própria per capita, fundo de participação municipal per capita, royalties per capita, ifdm geral, estoque de empregos formais (comércio, serviços e indústria) e quantidade de MEIs; 7) Os coeficientes de determinação (*R*²) foram estimados via MQO com variáveis dummy, dessa forma são equiparáveis.

Tabela 4: Impacto do Nossocrédito no PIB da Indústria per capita

	PIB Indústria per capita				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Microcrédito per capita	-0,314*** (0,101)	0,426* (0,237)	0,332 (0,267)	0,148 (0,113)	0,121 (0,112)
Controles	Não	Sim	Sim	Sim	Sim
Efeitos Fixos para Municípios	Não	Não	Não	Sim	Sim
Efeitos Fixos para Anos	Não	Não	Sim	Não	Sim
<i>N</i>	546	546	546	546	546
<i>R</i> ²	0,040	0,745	0,751	0,942	0,946
F Statistic	22,650***	156,380***	99,761***	85,664***	85,507***
Teste de Lagrange (Honda, 1985)	-	-	[0,189]	[0,001]	[0,001]

Notas: 1) *** Significativo a 1%; ** Significativo a 5%; * Significativo a 10%; 2) Entre parênteses encontram-se os erros padrões robustos agrupados por município; 3) Entre colchetes encontram-se os valores-p das estatísticas de teste; 4) As variáveis estão expressas em logaritmo (Log); 5) Variável dependente e de interesse estão no formato per capita; 6) Controles: operações por mil habitantes, receita própria per capita, fundo de participação municipal per capita, royalties per capita, ifdm geral, estoque de empregos formais (comércio, serviços e indústria) e quantidade de MEIs; 7) Os coeficientes de determinação (*R*²) foram estimados via MQO com variáveis dummy, dessa forma são equiparáveis.

5.2 Resultados – Função Dose-Resposta & GPS

Nesta seção apresentamos a estimativas para a função dose-resposta. Esta foi estimada de modo similar aos estudos de Fryges e Wagner (2008) e Graham, McCoy e Stephens (2014) onde o método foi empregado a partir de dados longitudinais. Consideramos como variável de resposta a variação percentual

do PIB total e a variação percentual do PIB do setor de serviços. Optamos por analisar estas variáveis considerando os resultados apresentados na análise de dados em painel. A variável de tratamento é o microcrédito per capita. Uma vez definida a variável de tratamento, selecionamos covariáveis que teoricamente poderiam estar relacionadas à dosagem do tratamento e a variável resposta. Na literatura, essas variáveis são conhecidas como “variáveis de confusão” (*confounders*). Considerando os dados disponíveis, as variáveis selecionadas foram: royalties per capita, receitas próprias per capita, fundo de participação municipal per capita, IFDM geral, número total de trabalhadores formais por setor econômico (comércio, indústria e serviços), número total de estabelecimentos por setor econômico (comércio, indústria e serviços), quantidade de MEIs, *dummy* para microrregiões do Estado (Metropolitana, Sudoeste Serrana, Litoral Sul, Central Sul, Caparaó, Rio Doce, Centro Oeste, Nordeste e Noroeste) e *dummy* para anos. Além disso, também consideramos a variável de resultado defasada, isto é, o “lag” da variação percentual do PIB total e serviços (para permitir causalidade reversa), como sugerido em Graham, Mccoy e Stephens (2014).

Vale ressaltar que, estamos assumindo que o vetor de covariáveis observadas (X_{it}) é suficiente para representar as “variáveis de confusão”, entretanto, sabemos que na prática algumas variáveis de confusão podem não ser observadas ou até mesmo desconhecidas. Além disso, é importante frisar que as variáveis (X_{it}) se referem ao período pré-tratamento, isto é, cada uma medida no ano imediatamente anterior ao tratamento. Para mais detalhes, veja Graham, Mccoy e Stephens (2014).

Conforme Hirano e Imbens (2004), o primeiro passo é estimar a distribuição condicional da variável de tratamento dada as covariáveis, isto é, modelamos o microcrédito per capita em função das covariáveis selecionadas no período anterior ao ano do tratamento (correspondem ao ano imediatamente anterior ao tratamento). Para esta tarefa utilizamos um modelo de regressão linear múltipla com variáveis *dummy* para o tempo e microrregiões do Estado. Os resultados estimados do modelo são apresentados na Tabela 5.

Tabela 5: Determinantes do Microcrédito (Tratamento)

	Microcrédito per capita
Lag do Resultado (%)	0,044 (0,107)
Royalties per capita	-0,002* (0,001)
Receitas Próprias per capita	-0,010** (0,004)
FPM per capita	0,079*** [0,009]
IFDM - Geral	21,570 (34,007)
Empregados Formais (Total)	0,0003*** (0,0001)
Estabelecimentos Formais (Total)	0,002*** (0,0005)
Quantidade de MEIs	-0,003** (0,001)
Efeitos Fixos para Anos	Sim
Dummies para Microrregiões do ES	Sim
N	390
R2	0,454
Adjusted R2	0,422
Residual Std. Error	28,298
F Statistic	14,546***

Notas: 1) *** Significativo a 1%; ** Significativo a 5%; * Significativo a 10%; 2) Entre parênteses encontram-se os erros padrões robustos.

Observa-se que poucas variáveis possuem efeito sobre o tratamento. Além disso, nota-se que as variáveis receitas próprias per capita e quantidade de MEIs, estatisticamente significantes a 5%, apresentam sinal contrário ao esperado. Ressalta-se que, assim como no caso binário, o sucesso do GPS está diretamente ligado ao fato do vetor de covariáveis observadas ser suficiente para representar as variáveis de confusão.

Após a estimação do GPS, é necessário que verifiquemos a condição de suporte comum. No caso binário, quando utilizamos o escore de propensão simples, verificamos se as distribuições do escore entre os grupos de tratamento e controle são semelhantes, e descartamos aqueles valores extremos. Contudo, como observa Flores et al. (2012), para o tratamento contínuo, não é fácil impor essa condição, uma vez que existem diferentes níveis de tratamento. Para garantir a condição de suporte comum, restringimos a análise para os municípios que se sobreponham de acordo com os valores do GPS estimado. Para mais detalhes veja Galagate (2015). Após a sobreposição, excluimos 50 observações e obtemos 340 observações comparáveis.

Assim como no caso binário, após o “pareamento”, devemos verificar se o escore de propensão foi capaz de tornar a amostra balanceada, isto é, com distribuições semelhantes entre os grupos de controle e tratamento em termos de covariadas (X). Contudo, avaliar o balanceamento no caso contínuo não é uma tarefa simples pois não há um grupo de controle disponível. Por esse motivo, existem algumas formas disponíveis na literatura para avaliar o balanceamento no caso contínuo. Neste trabalho, empregamos o procedimento proposto por Flores et al. (2012). Este método consiste em regredir o tratamento contra as covariáveis, com e sem o GPS, e verificar se a significância dos coeficientes das covariadas são estatisticamente iguais a zero. Em linhas gerais, os autores argumentam que se o GPS foi capaz de balancear a amostra, então condicionado ao GPS, as covariadas não deveriam ter efeito sobre o tratamento.

Estimamos um modelo irrestrito (com todas as variáveis e o GPS) e um modelo restrito (somente com o GPS). Logo, se o GPS conseguir equilibrar suficientemente as covariáveis empregadas, então elas devem ter pouco poder explicativo sobre o tratamento. Dessa forma, por meio do teste da razão de verossimilhança, comparamos os modelos restritos e irrestritos. A hipótese nula do teste é de que não há diferença entre os modelos. Considerando um nível de significância de 5%, rejeitamos a hipótese nula, dado que o p-valor (0,001) foi menor que o nível de significância. Logo, o teste sugere que o modelo irrestrito é preferível ao modelo restrito, ou seja, o resultado do teste indica que a propriedade de balanceamento do GPS não foi satisfeita.

Adicionalmente, Flores et al. (2012) sugerem que é preciso analisar se o GPS estimado possui relação sobre o tratamento. Dessa forma, realizamos um segundo teste, comparando um modelo irrestrito (covariáveis e GPS), com um modelo restrito (somente com as covariáveis). Novamente, rejeitamos a hipótese nula, dado que o p-valor (0,001) foi menor que o nível de significância. Neste caso, o resultado do teste indica que o modelo com o GPS (irrestrito) é preferível, sugerindo que a inclusão do GPS é importante para o modelo, reduzindo assim o viés inicial. Em suma, o GPS estimado não foi capaz de balancear a amostra, contudo foi capaz de reduzir o viés. De qualquer forma, prosseguiremos com a análise em questão. O próximo passo é modelar a variável de resultado (Y_i) em função da dosagem do tratamento (T_i) e do GPS (R_i). Utilizamos a abordagem apresentada na equação (4-6). O resultado é apresentado na Tabela 6.

Tabela 6: Modelo de resultado de Y_i dado T_i e R_i .

	Variação percentual do PIB total (%)
Microcrédito per capita	0,131* (0,071)
Microcrédito per capita ²	-0,001* (0,0004)
GPS	-542,374** (237,683)
Constante	1,466 (3,232)
F Statistic	3,060**

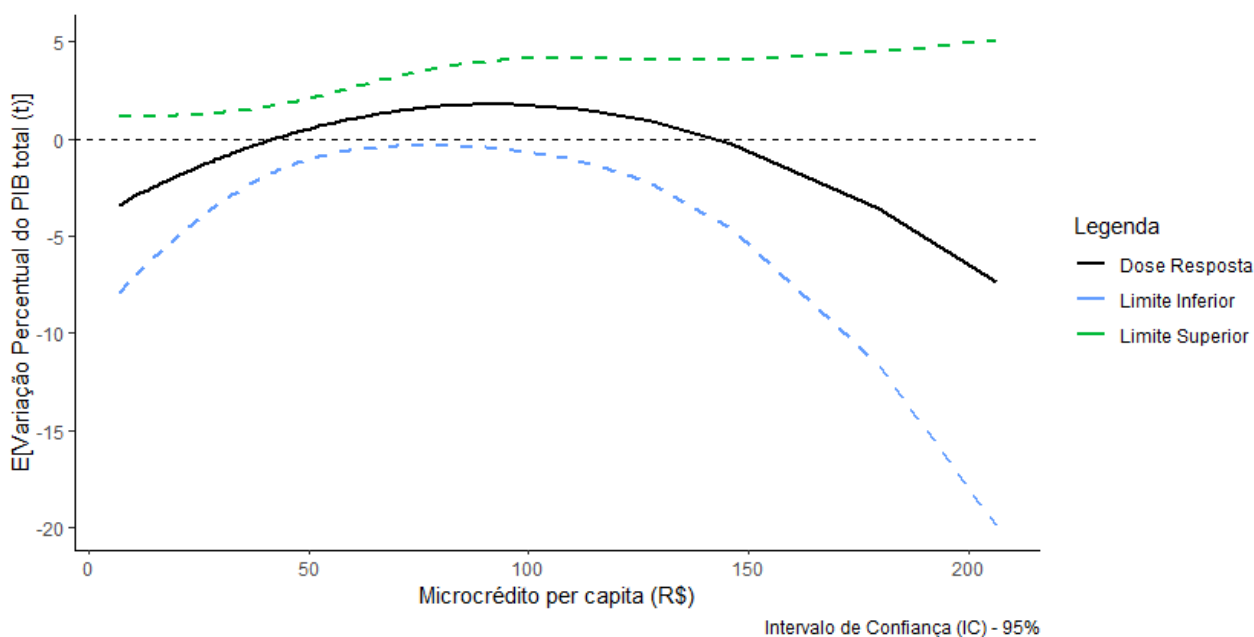
Notas: 1) *** Significativo a 1%; ** Significativo a 5%; * Significativo a 10%;
2) Entre parênteses encontram-se os erros padrões robustos.

Vale destacar que os coeficientes deste modelo de resultado não possuem uma interpretação causal, e essa estimação é apenas uma etapa intermediária para se obter os efeitos do tratamento individual (Leite, 2017). Além disso, é importante lembrar que esta função é diferente da inicialmente proposta na equação (4-6), uma vez que, após testarmos diversas combinações de R_i , R_i^2 e $T_i R_i$, selecionamos aquela onde os parâmetros eram estatisticamente significantes a um nível de significância de no máximo 10%.

A etapa final do método, é obter os efeitos do tratamento em nível individual e representar graficamente a função dose-resposta, conforme definimos na equação (4-7). Neste caso, os efeitos do tratamento em nível individual são os resultados potenciais médios na dosagem de tratamento T_i . Os efeitos da dose do tratamento podem ser interpretados como os valores esperados do resultado se todos os municípios receberem cada dose específica do tratamento.

Na Figura 3, observa-se que o efeito do microcrédito não é constante. Pode-se perceber que existe uma relação positiva até R\$ 100,00 per capita e que, para valores maiores, essa relação passa a ser negativa. Para valores pequenos de microcrédito per capita, a média da variação percentual do PIB total é negativa. Ademais, é notável que os intervalos de confiança a 95% (linhas tracejadas) são maiores no final da distribuição, o que representa maior nível de incerteza em relação as estimativas. Além disso, é evidente que o limite inferior do intervalo de confiança é menor do que zero em todos os níveis de tratamento avaliados, logo não há significância estatística nesta relação, uma vez que o efeito nulo está dentro do intervalo calculado.

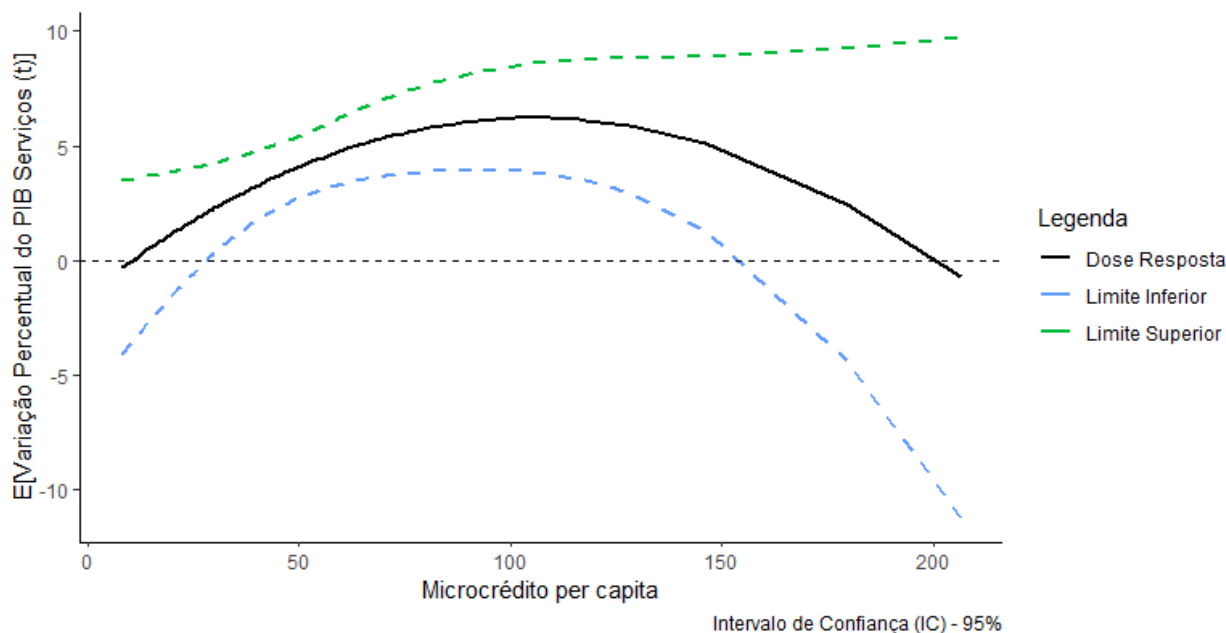
Figura 3: Função dose-resposta da variação percentual do PIB total (%)



Fonte: Elaborado pelos autores.

Por fim, a Figura 4 apresenta a função dose-resposta estimada para o PIB de serviços. O comportamento do gráfico e dos intervalos de confiança são semelhantes a Figura 3, uma vez que o setor de serviços representa a maior parte do PIB total capixaba. A novidade aqui é que para pequenas quantias de microcrédito per capita, a média da variação percentual do PIB serviços é positiva. Além disso, o limite inferior do intervalo de confiança é maior do que zero para boa parte do tratamento (dose) considerado, o que sugere uma relação estatisticamente significativa.

Figura 4: Função dose-resposta da variação percentual do PIB serviços (%)



Fonte: Elaborado pelos autores.

6. CONCLUSÃO

Este trabalho avaliou os impactos do Programa Nossocrédito sobre o PIB dos municípios do Espírito Santo, no período de 2010 a 2016, utilizando a metodologia de dados em painel com efeitos fixos e o modelo de dose-resposta com escore de propensão generalizado.

No que se refere aos resultados da metodologia de dados em painel, não há evidências sobre os efeitos do microcrédito sobre os agregados macroeconômicos analisados. Apenas se consideramos um nível de significância de 10%, encontramos fracas evidências do efeito sobre o PIB total per capita e PIB serviços per capita. É importante observar que o programa possui uma participação muito pequena frente as economias dos municípios (microcrédito/PIB). Dessa forma, os resultados com pouca ou nenhuma significância estatística podem ser explicados por este fator. Ressalta-se que em termos de participação, o setor de serviços é o mais importante da economia capixaba, uma vez que representa tradicionalmente mais do que 50% da participação do PIB Estadual.

Tendo em vista aos resultados do modelo de dose-resposta, observamos que para algumas doses do tratamento, a variação média do PIB de serviços é positiva. No geral, os efeitos variaram conforme a magnitude do financiamento. Contudo, não é possível afirmar que o microcrédito per capita (dose) impacta sobre a variação média do PIB total e de serviços (resposta), visto que não garantimos a hipótese de ignorabilidade, principal pressuposto do modelo. Dessa forma, a função estimada está sujeita a vieses existentes nas covariadas, embora em menor magnitude, uma vez que o GPS estimado se mostrou relevante para o modelo. É importante destacar que existem poucas aplicações do modelo de dose-resposta com escore de propensão generalizado no Brasil, principalmente na avaliação de programas de microcrédito. Dessa forma, o presente estudo avança em relação à literatura existente, além de contribuir para a literatura empírica do Programa Nossocrédito.

Ressalta-se que todas as análises econométricas focam no impacto do programa em termos macroeconômicos. Neste sentido, os efeitos identificados são específicos, não podendo ser generalizados. A ausência de evidências do programa sobre indicadores macroeconômicos não significa que o programa não possua impactos positivos para seus clientes. Para uma avaliação mais aprofundada do microcrédito concedido pelo Nossocrédito sobre as famílias seria necessário o acesso aos dados em níveis individuais. Para trabalhos futuros, recomenda-se o uso de outros estimadores para a função dose-resposta, no intuito de verificar se os resultados se mantêm.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ARELLANO, M. Computing Robust Standard Errors for Within-Groups Estimators. **Oxford Bulletin of Economics and Statistics**, v. 49, n. 4, p. 431-434, 1987. Disponível em: <https://www.cemfi.es/~arellano/OBES_1987.pdf>. Acesso em: 12 out. 2020.
- AROCA, P.; HEWINGS, G. J. D. Microcredit Impact Assessment: The Brazilian and Chilean Cases. **Panorama Socioeconómico**, Talca, v. 27, n. 39, p. 100-112, dez. 2009. Disponível em: <<https://www.redalyc.org/pdf/399/39915006002.pdf>>. Acesso em: 03 ago. 2020.
- BANDES. **Microcrédito: agenda para o desenvolvimento municipal**. Vitória, ES, p. 24. 2012.
- BANERJEE, A.; KARLAN, D.; ZINMAN, J. Six Randomized Evaluations of Microcredit: Introduction and Further Steps. **American Economic Journal: Applied Economics**, Cambridge, MA, v. 7, n. 1, p. 1-21, Jan. 2015. Disponível em: <<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/app.20140287>>. Acesso em: 05 out. 2020.
- BANERJEE, A.; DUFLO, E.; GLENNERSTER, R.; KINNAN, C. The Miracle of Microfinance? Evidence from a Randomized Evaluation. **American Economic Journal: Applied Economics**, v. 7, n. 1, p. 22-53, Jan. 2015. Disponível em: <<https://www.jstor.org/stable/43189512?seq=1>>. Acesso em: 05 out. 2020.
- BARONE, F. M.; LIMA, P. F.; DANTAS, V.; REZENDE, V. **Introdução ao Microcrédito**. Conselho da Comunidade Solidária. Brasília, p. 65. 2002.
- BERTRAND, M.; DUFLO, E.; MULLAINATHAN, S. How much should we trust differences-in-differences estimates? **The Quarterly Journal of Economics**, v. 119, n. 1, p. 249-275, Fev. 2004. Disponível em: <<https://economics.mit.edu/files/750>>. Acesso em: 12 out. 2020.
- CAÇADOR, S. B. Impactos socioeconômicos do microcrédito: o caso do Nossocrédito no Espírito Santo. **Revista de Administração Pública**, Rio de Janeiro, v. 48, n. 6, p. 1475-1502, nov./dez. 2014. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/0034-76121701>>. Acesso em: 10 ago. 2020.
- CRÉPON, B.; DEVOTO, F.; DUFLO, E.; PARIENTÉ, W. Estimating the Impact of Microcredit on Those Who Take It Up: Evidence from a Randomized Experiment in Morocco. **American Economic Journal: Applied Economics**, v. 7, n. 1, p. 123-50, Jan. 2015. Disponível em: <<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/app.20130535>>. Acesso em: 22 out. 2020.
- CROISSANT, Y.; MILLO, G. Panel Data Econometrics in R: The plm Package. **Journal of Statistical Software**, v. 27, n. 2, p. 1 - 43, Jul. 2008. Disponível em: <<https://www.jstatsoft.org/v027/i02>>. Acesso em: 24 ago. 2020.
- DEMIRGÜÇ-KUNT, ASLI; KLAPPER, LEORA; SINGER, DOROTHE; ANSAR, SANIYA; HESS, JAKE. **The Global Findex Database 2017: Measuring Financial Inclusion and the Fintech Revolution**. Washington, DC: World Bank. License: Creative Commons Attribution CC BY 3.0 IGO, 2018. Disponível em: <<https://openknowledge.worldbank.org/handle/10986/29510>>. Acesso em: 17 ago. 2020.
- FLORES, C. A.; FLORES-LAGUNES, A.; GONZALEZ, A.; NEUMANN, T. C. Estimating the effects of length of exposure to instruction in a training program: The case of job corps. **Review of Economics and Statistics**, v. 94, n. 1, p. 153-171, fev. 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.1162/REST_a_00177>. Acesso em: 18 fev. 2021.
- FRYGES, H.; WAGNER, J. Exports and Productivity Growth: First Evidence from a Continuous Treatment Approach. **Review of World Economics**, v. 144, n. 4, p. 695-722, Dez. 2008. Disponível em: <<https://link.springer.com/article/10.1007/s10290-008-0166-8>>. Acesso em: 16 fev. 2021.
- GALAGATE, D. **Causal inference with a continuous treatment and outcome: Alternative estimators for parametric doseresponse functions with applications**. Universidade de Maryland. College Park, Maryland. 2015.

GIUBERTI, I. F. R. **PROGRAMA NOSSOCRÉDITO: UMA ANÁLISE DO PROCESSO DE FORMULAÇÃO E IMPLEMENTAÇÃO DA POLÍTICA DE MICROCRÉDITO DO ESTADO DO ESPIRITO SANTO**. Universidade Federal do Espírito Santo. Vitória, p. 198. 2008.

GOLDBERG, N. Measuring the Impact of Microfinance: Taking Stock of What We Know. **Grameen Foundation USA**, Washington, DC, Dez. 2005. Disponível em: <<https://files.givewell.org/files/Round2Apps/Cause2/Grameen%20Foundation/GFUSA-MicrofinanceImpactWhitepaper.pdf>>. Acesso em: 12 ago. 2020.

GRAHAM, D. J.; MCCOY, E. J.; STEPHENS, D. A. Quantifying Causal Effects of Road Network Capacity Expansions on Traffic Volume and Density via a Mixed Model Propensity Score Estimator. **Journal of the American Statistical Association**, v. 109, n. 508, p. 1440-1449, Abr. 2014. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/01621459.2014.956871>>. Acesso em: 15 fev. 2021.

GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. **Econometria Básica**. 5. ed. Porto Alegre: AMGH Editora Ltda., 2011.

HIRANO, K.; IMBENS, G. W. The propensity score with continuous treatments. In: GELMAN, A.; MENG, X.-L. **Applied Bayesian modeling and causal inference from incomplete-data perspectives**. Nova Iorque: Wiley: John Wiley & Sons, 2004. Cap. 7, p. 73-84. Disponível em: <<https://www.math.mcgill.ca/dstephens/PSMMA/Articles/Hirano-Imbens-2004.pdf>>. Acesso em: 08 jan. 2021.

HONDA, Y. Testing the Error Components Model With Non-Normal Disturbances. **The Review of Economic Studies**, v. 52, n. 4, p. 681-690, Out. 1985. Disponível em: <<https://www.jstor.org/stable/2297739?seq=1>>. Acesso em: 12 out. 2020.

IMBENS, G. W. The Role of the Propensity Score in Estimating Dose-Response Functions. **Biometrika**, v. 87, n. 3, p. 706-710, Set. 2000. Disponível em: <<https://academic.oup.com/biomet/article/87/3/706/293734>>. Acesso em: 10 fev. 2020.

IMPACTO RH - GESTÃO ADMINISTRATIVA & TREINAMENTOS. **Relatórios do Programa Nossocrédito (Informações Gerais, Inadimplência, Data base)**. Vitória. 2020.

KHANDKER, S. R. Microfinance and Poverty: Evidence using Panel Data from Bangladesh. **World Bank Economic Review**, v. 19, n. 2, p. 263-286, Set. 2005. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/10986/16478>>. Acesso em: 12 out. 2020.

LEITE, W. L. **Practical Propensity Score Methods Using R**. Los Angeles, CA: SAGE, 2017.

MAGALHÃES JUNIOR, M. S. **Avaliação de impacto do programa Banco do Empreendedor Microcrédito sobre o nível de atividade econômica dos municípios paranaenses: 2010-2013**. Universidade Federal do Paraná. Curitiba, p. 59. 2016.

MONZONI NETO, M. P. **IMPACTO EM RENDA DO MICROCRÉDITO: uma investigação empírica sobre geração de renda do Crédito Popular Solidário (São Paulo Confia), no Município de São Paulo**. Fundação Getúlio Vargas - Escola de Administração de Empresas de São Paulo. São Paulo, p. 194. 2006.

NERI, M. C. **Microcrédito: o Mistério Nordeste e o Grameen Brasileiro: Perfil e performance dos clientes do Crediamigo**. 1º. ed. Rio de Janeiro: FGV, 2008.

NERI, M. C.; MEDRADO, A. L. Experimentando Microcrédito uma Análise de Impacto do CrediAmigo no Acesso a Crédito. **Revista Econômica do Nordeste**, Fortaleza, v. 41, n. 1, p. 133-154, jan./mar. 2010. Disponível em: <<https://www.bnb.gov.br/revista/index.php/ren/article/view/298>>. Acesso em: 23 mar. 2020.

ODELL, K. Measuring the impact of microfinance. Taking another look. **Grameen Foundation USA**, Washington, DC, Jun. 2010. Disponível em: <<https://www.findevgateway.org/paper/2010/06/measuring-impact-microfinance-taking-another-look>>. Acesso em: 12 ago. 2020.

OLIVEIRA FILHO, G. R. **Impactos do microcrédito: uma abordagem quasi-experimental com empreendedores do nordeste brasileiro**. Insper. São Paulo, p. 54. 2019.

RIGHETTI, C. C. B. **Efeitos do microcrédito na geração de renda em microempreendimentos: avaliação de impacto do programa Real Microcrédito**. Fundação Getúlio Vargas - Escola de Administração de Empresas de São Paulo. São Paulo, p. 151. 2008.

ROSENBAUM, P. R.; RUBIN, D. B. The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. **Biometrika**, v. 70, p. 41-55, Abr. 1983. Disponível em: <<https://academic.oup.com/biomet/article/70/1/41/240879>>. Acesso em: 27 set. 2020.

SANTOS, C. H. M. D.; MOTTA, A. C. S. V.; FARIA, M. E. D. **Estimativas anuais da arrecadação tributária e das receitas totais dos municípios brasileiros entre 2003 e 2019**. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea). Rio de Janeiro, p. 25. 2020.

SCHAFER, J. **causaldrf**: Tools for Estimating Causal Dose Response Functions. R package version 0.3., 2015. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=causaldrf>>. Acesso em: 8 mar. 2021.