

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE ADMINISTRAÇÃO, CONTABILIDADE, ECONOMIA E GESTÃO
PÚBLICA

PEDRO LUIZ BLAITE DELLABARBA

TECNOLOGIA DE PAGAMENTO INSTANTÂNEO - PIX E CRIMINALIDADE
PATRIMONIAL: UMA ANÁLISE ECONOMETRICA

Brasília

2023

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE ADMINISTRAÇÃO, CONTABILIDADE, ECONOMIA E GESTÃO
PÚBLICA

PEDRO LUIZ BLAITE DELLABARBA

TECNOLOGIA DE PAGAMENTO INSTANTÂNEO - PIX E CRIMINALIDADE
PATRIMONIAL: UMA ANÁLISE ECONOMETRICA

Dissertação apresentada à Universidade de
Brasília para obtenção do título de Mestre em
Economia

Orientador: Prof. Dr. Rafael Terra de Menezes

Brasília

2023

FICHA CATALOGRÁFICA

Dellabarba, Pedro Luiz Blaite

Tecnologia de Pagamento Instantâneo – PIX e Criminalidade Patrimonial: Uma Análise Econométrica

Pedro Luiz Blaite Dellabarba. -- Brasília, 2023, 113p.

Dissertação (Mestrado) – Faculdade de Administração, Contabilidade, Economia e Gestão Pública - Departamento de Economia – Programa de Pós-Graduação em Economia

1. Economia 2. Econometria 3. Econometria do Setor Público 4. Avaliação de Políticas Públicas

PEDRO LUIZ BLAITE DELLABARBA

**TECNOLOGIA DE PAGAMENTO INSTANTÂNEO - PIX E CRIMINALIDADE
PATRIMONIAL: UMA ANÁLISE ECONOMÉTRICA**

Dissertação apresentada à Universidade de Brasília para obtenção do
título de Mestre em Economia

Orientador: Prof. Dr.
Rafael Terra de Menezes

Membro interno: Profa. Dra.
Ana Carolina Pereira Zoghbi

Membro externo: Dr.
Juliano de Andrade Gomes

“Stay hungry, stay foolish”

Steve Jobs

DEDICATÓRIA

Aos meus pais, Marilene e Hélio:

Anjos em vida, aos quais tudo devo.

Ao Bono (in memoriam):

*Anjo de patas, presença doce, amarga
ausência.*

AGRADECIMENTOS

Agradeço inicialmente a Deus por todos os caminhos que me mostra e possibilidades que me abre, e pelas condições de saúde física e mental que me permitem o desbravamento das oportunidades concedidas.

Agradeço aos meus pais, que, sempre com muito entusiasmo, empenho, dedicação e, sem nunca medir quaisquer esforços, se doaram incondicionalmente com o intuito de prover todas as condições necessárias e suficientes para a construção e consolidação de meu caráter, da minha educação e da minha formação.

Agradeço ao Dr. Rafael Terra de Menezes, meu orientador, uma referência em termos de técnica, de profissionalismo e que, sempre muito atencioso, gentil, paciente e bem-humorado, me guiou por esse caminho de aprendizado, construindo esse trabalho juntamente comigo e aportando robustez e experiência. Um mentor por excelência. Sou grato inicialmente pela confiança e acolhimento, e, também, pela disponibilidade de sempre, incentivos e sugestões.

Agradeço à Dra. Ana Carolina Zoghbi e a Dra. Marina Rossi por todo comprometimento, dedicação e atenção na condução da coordenação deste curso, e, por sempre de mãos estendidas e ativamente, acolher desabafos, sugestões e pedidos, de modo a reduzir as turbulências desse caminho.

Agradeço ao Instituto de Criminalística da PCDF nas pessoas do Diretor Perito Criminal Msc. Fabio Vasconcelos Braga, Diretor-Adjunto Perito Criminal Dr. Juliano Gomes, Chefe da Seção de Perícias em Crimes Econômicos e Financeiros Perita Criminal Msc. Laiane Gonçalves Furtado e Chefe da Seção de Merceologia Perita Criminal Paula Giuberti Coutinho, aos quais agradeço por, sempre dentro das possibilidades e limites institucionais, oferecerem condições que tornassem o desenvolvimento desse trabalho mais produtivo.

Agradeço ao Ministério da Justiça e secretarias SENAD e SEGEN pela oportunidade ofertada.

RESUMO

O trabalho propõe avaliar o meio de pagamento instantâneo Pix, criado em 2020, em dois aspectos: o primeiro acerca da sua evolução enquanto inovadora forma de pagamento de produtos e serviços e sua relação com outros meios de pagamento, usando técnicas de estatística descritiva, buscando expor o estado de aceitação e tendências da ferramenta; já o segundo acerca da relação entre o Pix e a criminalidade, realizando-se avaliações de impacto do advento desse meio de pagamento nos crimes patrimoniais de furtos e roubos de celulares no estado do Rio de Janeiro, e para isso empregando-se técnicas econométricas de estudo de eventos em painel, diferença em diferenças de longo prazo e diferença em diferenças sintético. Verificaram-se desvios das hipóteses de tendências paralelas prévias nas duas primeiras técnicas usadas, comprometendo a análise e a validade dos resultados, entretanto tendo sido contornados pelo emprego da técnica de diferença em diferenças sintético. Os resultados obtidos não permitem afirmar que o Pix tenha proporcionado aumento das taxas de furtos e roubos de celulares, o resultado, ainda, aparenta estar relacionado aos eventos de restrições de circulação e mobilidade decorrentes da pandemia de Covid-19.

Palavras-chave: Econometria. Diferença em Diferenças. Estudo de Eventos. Criminologia. Sistema de Pagamento Instantâneo.

ABSTRACT

The work proposes to evaluate the Pix instant payment method, created in 2020, in two aspects: the first regarding its evolution as an innovative form of payment for products and services and its relationship with other means of payment, using descriptive statistics techniques seeking to expose the acceptance status and trends of the tool; the second regarding to the relationship between the Pix and crime, carrying out impact assessments of the advent of this means of payment on property crimes of cell phone thefts and robberies in the state of Rio de Janeiro, and for this, using panel event study, long-term difference-in-differences, and synthetic difference-in-differences econometric techniques. Deviations from the parallel trends hypotheses were verified in the first two techniques used, compromising the analysis and validity of the results, however having been circumvented by the use of the synthetic difference-in-differences technique. The results obtained do not allow us to state that the Pix has provided an increase in rates of theft of cell phones, the result also appears to be related to the events of restrictions on movement and mobility resulting from the Covid-19 pandemic.

Keywords: Econometrics. Difference-in-Differences. Event Study. Criminology. Instant Payment System.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Evolução dos meios de pagamentos (suavizado) – quantidades	40
Figura 2: Evolução dos meios de pagamentos (suavizado) – valores.....	40
Figura 3: <i>Boxplot</i> dos meios de pagamentos – quantidades	41
Figura 4: <i>Boxplot</i> dos meios de pagamentos – valores.....	42
Figura 5: <i>Dot plot</i> das ocorrências anuais.....	45
Figura 6: <i>Dot plot</i> das ocorrências por UF.....	46
Figura 7: <i>Panel plot</i> das ocorrências por UF anualmente.....	47
Figura 8: <i>Dot plot</i> de crimes patrimoniais por ano.....	48
Figura 9: <i>Dot plot</i> da taxa de crimes de furtos e roubos de celulares por ano no RJ.....	52
Figura 10: Estudo de eventos em painel por ano no estado do RJ.....	53
Figura 11: Efeitos de longo prazo – Regressão 1 e 2.....	56
Figura 12: Efeitos de longo prazo – Regressão 3 e 4.....	56
Figura 13: Efeitos de longo prazo – Regressão 5 e 6.....	56
Figura 14: Efeitos de longo prazo – Regressão 7 e 8.....	57
Figura 15: Efeitos de longo prazo – Regressão 9 e 10.....	57
Figura 16: Diferença em Diferenças Sintético – Regressão 1 e 2.....	59
Figura 17: Diferença em Diferenças Sintético – Regressão 3 e 4.....	59
Figura 18: Diferença em Diferenças Sintético – Regressão 5 e 6	60
Figura 19: Diferença em Diferenças Sintético – Regressão 7 e 8.....	60
Figura 20: Diferença em Diferenças Sintético – Regressão 9 e 10.....	60

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Grupos tratados e controles.....	55
--	----

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Correlação pareada dos meios de pagamentos – quantidades.....	42
Tabela 2: Correlação pareada dos meios de pagamentos – valores	43
Tabela 3: Estatísticas de ocorrências de furtos e roubos de celulares por ano.....	44
Tabela 4: Correlação pareada dos crimes patrimoniais	48
Tabela 5: Estatísticas dos municípios do RJ para crimes patrimoniais.....	50
Tabela 6: SDID – Estatísticas	62

LISTA DE ABREVIATURAS E SÍMBOLOS

ATT: *Average Treatment Effect on the Treated*

BC: Banco Central

CI: *Confidence Interval*

DID: *Diference-in-Differences*

DOC: Documento de ordem de crédito

ISP: Instituto de Segurança Pública

FSP: Fórum da Segurança Pública

SBP: Sistema Brasileiro de Pagamentos

SC: *Synthetic Control*

SD: *Standard Deviation*

SDID: *Synthetic Diference-in-Differences*

SE: *Standard Error*

SPI: Sistema de Pagamentos Instantâneos

TEC: Transferência especial de crédito

TED: Transferência eletrônica disponível

TEF: Transferência eletrônica de fundos

UF: Unidade Federativa

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
2	REFERENCIAL TEÓRICO	20
	2.1 SISTEMA DE PAGAMENTOS INSTANTÂNEOS (SPI) E PIX	20
	2.2 CRIME E TECNOLOGIA	23
	2.3 LITERATURA EMPÍRICA QUANTITATIVA	26
3	METODOLOGIA	30
	3.1 BANCOS DE DADOS	30
	3.2 TÉCNICAS DE AVALIAÇÃO DE IMPACTO	31
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	39
	4.1 EVOLUÇÃO DO MEIO DE PAGAMENTO PIX	39
	4.2 CRIMES PATRIMONIAIS NO CENÁRIO NACIONAL	44
	4.3 O PIX E SUA RELAÇÃO COM CRIMES PATRIMONIAIS	49
5	CONCLUSÃO	64
	REFERÊNCIAS	68
	APÊNDICE A	73
	ANEXO A	88
	ANEXO B	94

1. Introdução

A tecnologia tem se destacado nas últimas décadas pela criação, aperfeiçoamento e disseminação de dispositivos móveis de alto desempenho; na mesma linha da otimização dos dispositivos, as tecnologias móveis de pagamento têm se difundido para ampliar as possibilidades de interação por meio de conectividades avançadas, e, com a difusão do uso dessas tecnologias, a sociedade vai se deparando com seus efeitos, muitos dos quais positivos e facilitam sobremaneira a vida do indivíduo e outros tantos efeitos não previstos ou, quando previstos, negligenciados. Tekin *et al.* (2014) afirmam que os avanços tecnológicos geram efeitos além do calculado e muitas vezes imprevistos, trazendo impactos não vislumbrados por seus criadores e pela sociedade.

Há autores que sugerem que a tecnologia seja uma das principais causas da criminalidade e os riscos relativos aos efeitos criminais da tecnologia raramente são considerados pelos cientistas ou engenheiros na fase da concepção ou desenvolvimento de uma tecnologia (WHITEHEAD; FARRELL, 2008). Nesse contexto, o dinheiro, em espécie, na sociedade é considerado um fomentador da criminalidade e a substituição do dinheiro físico por meios de pagamentos tecnológicos, como os móveis, pode alterar a forma como a criminalidade atua (PRIDEMORE; ROCHE; ROGERS, 2018).

No ano de 2020, no dia 16 do mês de novembro, foi disponibilizada ao público e em território nacional a ferramenta de pagamentos instantâneos Pix, desenvolvida pelo Banco Central do Brasil, que possibilita transações financeiras digitais sem custos para o usuário pessoa física, sem intermediários e em reduzido tempo de processamento, durante 24 horas por dia, podendo ser realizada via *internet banking* ou *mobile banking*. Esse instrumento, além de incrementar as velocidades de transação, alavancou a competitividade das instituições financeiras e a eficiência do mercado; assim, em um ambiente seguro, aberto e competitivo, poderá acelerar o processo de eletronização de pagamentos e promover a inclusão financeira e bancarização (LIBBA; OLIVEIRA; ROSSIGNOLI, 2021).

Considerando-se esse cenário, o uso dos *smartphones* e das tecnologias neles embutidas alterou o panorama da criminalidade moderna; estes dispositivos se tornaram um potencial de obtenção de informações pessoais e financeiras, a despeito do valor inerente do equipamento eletrônico, sendo um novo meio para a prática de fraudes financeiras, roubo de identidade e de demais dados neles inseridos. O que se nota é que os equipamentos celulares têm atuado como verdadeiras “carteiras” ou, mais precisamente, “carteiras eletrônicas”, uma

vez que as pessoas não saem de casa sem, têm armazenamento e conectividade para as mais diversas aplicações. O dispositivo ainda incorpora meios de realizar pagamentos eletrônicos de bens e serviços, assim o valor para os criminosos é muito maior que o valor unicamente do equipamento (WHITEHEAD; FARRELL, 2008). Pridemore, Roche e Rogers (2018) comentam que o dinheiro na sociedade moderna vem sendo substituído, dando espaço para os cartões e meios de pagamento digitais, o que, teoricamente, tornaria as pessoas menos atrativas para criminosos de rua, em termos de crimes patrimoniais, em razão da reduzida liquidez desses instrumentos.

Existe uma literatura relevante que explora a relação entre economia e crime, e um dos segmentos dessa linha foca na identificação de políticas públicas que contribuem para a redução da gravidade e frequência da atividade criminosa, e o impacto da adoção de meios de pagamentos eletrônicos e móveis encontra-se aí incluído (ARMEY; LIPOW; WEBB, 2014).

Armeý, Lipow e Webb (2014) apontam que muito pouco tem sido feito para avaliar o impacto de meios de pagamentos eletrônicos no crime. Segundo Valcanover *et al.* (2022) é clara a deficiência e escassez de pesquisas que analisem as peculiaridades dos arranjos de pagamentos nos países em desenvolvimento, que notadamente têm se dedicado a se assentar e se acomodar nesse novo cenário tecnológico e de inclusão financeira. Alvarez *et al.* (2022) comentam que as políticas que restringem a circulação e uso do dinheiro têm recebido atenção e interesse e vem sendo foco de debate entre políticos e acadêmicos; entretanto, as análises quantitativas a seu respeito são escassas e trabalhos que explorem a robustez das análises são terrenos férteis para pesquisas.

A literatura empírica mostra existirem estudos que avaliam quantitativamente o efeito da redução da circulação do dinheiro em espécie sobre a criminalidade. A redução da circulação do dinheiro em espécie pode ser realizada de diversas formas, e na maior parte delas a tecnologia é um componente de grande importância, como o uso de cartões de crédito e débito, e mais modernamente o uso da tecnologia de pagamentos móveis. A redução da circulação de dinheiro, medida na maior parte das vezes por meio de alguma *proxy*, tem seu impacto avaliado em crimes patrimoniais e eventualmente em crimes violentos como homicídio, verificando-se uma linha clara de pesquisa. Entretanto, propõe-se nesse trabalho uma análise distinta da que se tem verificado nos trabalhos recentes, considerando que existe uma lacuna de pesquisa a ser preenchida.

Entende-se que as pesquisas realizadas até o momento não abordam de maneira sistemática e quantitativa o impacto da adoção do instrumento Pix na criminalidade patrimonial, o que leva a entender que os resultados desse trabalho serão importantes para confirmar (ou refutar) à sociedade geral e comunidade acadêmica a *rationale* que associa maiores furtos e roubos de celulares no período posterior à adoção da política.

Assim, o objeto do estudo é, em amplo aspecto, o meio de pagamento instantâneo Pix, a criminalidade patrimonial e a relação existente entre os crimes patrimoniais de dispositivos móveis e esse meio de pagamento.

Assumindo que representativa parcela da população no Brasil é portadora de equipamentos celulares e, adicionalmente, tornou-se usuária de aplicativos de instituições financeiras em razão do advento da ferramenta Pix, constata-se uma lacuna de pesquisa relativa à avaliação quantitativa da relação existente entre a tecnologia de pagamentos móveis e crimes patrimoniais, em especial, os furtos e roubos. Neste espectro, é razoável esperar que a partir do momento em que houve a instituição desse mecanismo de pagamentos móveis tenha também havido o incremento de furtos e roubos de dispositivos móveis, dada a maior atratividade do equipamento a partir da instituição do sistema de pagamentos, que passou a se portar como um “caixa eletrônico portátil”.

Esse trabalho, então, se propõe a abordar três óticas: (i) o cenário de desenvolvimento e evolução da ferramenta de pagamentos Pix comparativamente com outros meios de pagamento, (ii) o ambiente criminológico nacional acerca de furtos e roubos de celulares e (iii) avaliar o impacto da adoção da ferramenta Pix, assim verificando se afetou significativamente os índices de roubos de celulares e furto de celulares. Para cada uma das três vertentes, empregou-se um banco de dados: (i) o registro da evolução das quantidades e valores transacionados por meios de pagamentos fornecidos pelo BC; (ii) o registro evolutivo dos crimes patrimoniais em âmbito nacional fornecido pelo Fórum de Segurança Pública e; (iii) como corpo majoritário deste trabalho, os dados do estrato geográfico das cidades do Estado do Rio de Janeiro, com dados de criminalidade consolidados pelo Instituto de Segurança Pública do Estado do Rio de Janeiro. Tendo sido empregadas técnicas de estatísticas descritivas e inferenciais, além das técnicas de estudo de eventos em painel ou diferença em diferenças dinâmico, diferença em diferenças de longo prazo e diferença em diferenças sintético.

O trabalho se estruturou da seguinte forma: neste capítulo 1, são apresentados os aspectos gerais e introdutórios acerca da temática, problemática, objetivos, lacuna de pesquisa, metodologia e organização da pesquisa. No capítulo 2, apresenta-se o referencial teórico, que reúne de maneira organizada e sistematizada uma pesquisa bibliográfica que se debruçou sobre sistemas de pagamentos, criminalidade e sua relação com a tecnologia e análises quantitativas envolvendo sistemas de pagamentos e criminalidade patrimonial. No capítulo 3 são apresentados os bancos de dados utilizados nas análises quantitativas e qualitativas das seções subsequentes e, também, são apresentadas as técnicas analíticas contempladas neste trabalho, apresentam-se, em especial, as metodologias de inferência causal conhecidas como: estudo de eventos em painel (*Panel Event Study* ou *Dynamic Difference-in-Differences*), diferença em diferenças de longo prazo (*Long-term effects Difference-in-Differences*) e diferença em diferenças sintético (*Synthetic Difference-in-Differences*). No capítulo 4 são apresentadas as discussões e os resultados das aplicações das técnicas mencionadas sobre os bancos de dados. Por fim, no capítulo 5 são apontadas as conclusões de modo sintético e ordenado, de maneira a esclarecer a lacuna de pesquisa identificada e propor próximos passos para novas pesquisas na linha do que foi abordado.

Quanto aos resultados, o trabalho mostrou que os meios de pagamento mais utilizados no período, em termos de número de transações, têm sido o boleto e TED, embora, a criação do sistema de pagamento Pix tenha apresentado crescimento vertiginoso, vindo a se tornar o meio de pagamento mais empregado em 2021 e 2022. Já em termos de montantes de valores transacionados, verificou-se que, entre 2017 e 2022, o TED foi o meio que liderou, apresentando os maiores valores diários movimentados, contudo, já em 2022 o Pix passou a ser o segundo instrumento mais empregado. Verificou-se, ainda, que aparentemente o Pix atua como um instrumento de pagamento complementar e não um concorrente direto desses meios.

Quanto aos aspectos da criminalidade patrimonial e sua eventual associação com a adoção do Pix, evidenciaram-se alguns fatos, dos quais se destacam, primeiramente, a análise do banco de dados do Anuário de Segurança Pública, entre os anos 2018 e 2021, possibilitou compreender o panorama nacional dos crimes patrimoniais no período, tendo sido registradas no período 3.722.012 ocorrências de furtos e roubos de celulares no Brasil, dos quais 1.621.298 furtos e 2.100.714 roubos de celulares. Pode-se constatar também que o registro de ocorrências de furtos e roubos no biênio 2018-2019 foi superior ao reportado no biênio 2020-2021, embora a redução aparente possa sugerir ser decorrente do período de restrições de circulação em razão da pandemia de Covid-19. Em termos da distribuição da criminalidade nos estados, a região

sudeste se mostrou a mais acometida por essas práticas criminosas, liderando o estado de São Paulo seguido de Minas Gerais na região. Em contexto mais amplo, verificou-se que roubos e furtos de celulares apresentaram maiores registros de ocorrências que furtos e roubos de veículos e roubos de estabelecimentos comerciais e residenciais, posicionando-se atrás da modalidade registrada como roubo a transeuntes.

A maior atenção deste trabalho foi debruçada na avaliação do impacto causado pelo advento do Pix na criminalidade patrimonial de furtos e roubos de celulares no escopo do estado do Rio de Janeiro, empregando-se para tal as técnicas de estudos de eventos em painel, diferença em diferenças de longo prazo e diferença em diferenças sintético. No estudo de eventos em painel, a avaliação das tendências paralelas mostrou importantes desvios prejudicando a avaliação causal do tratamento. Assim, visando contornar as limitações enfrentadas pela falta de controles puros nesse estudo de eventos, procedeu-se ao emprego da técnica de diferença em diferenças de longo prazo, alterando a conformação do painel de dados, e definindo precisamente os controles e os grupos de tratamento. Os resultados, em geral, apresentam dois achados de maior relevância: os desvios das tendências prévias, que se mostrou mais pronunciado em períodos mais distantes do tratamento; e, no que concerne aos efeitos pós-tratamento, a não identificação de efeitos estatisticamente significativos consistentes nos períodos mais próximos do tratamento. Na terceira etapa, considerando-se as limitações impostas pelos desvios das hipóteses de tendências paralelas prévias verificadas nos resultados por meio das técnicas anteriores, empregou-se a técnica de diferença em diferenças sintético, ao fim, verificou-se que não se identificaram evidências suficientemente robustas que permitam determinar que o advento do Pix tenha incrementado a taxa de furtos ou roubos de celulares.

O resultado deste trabalho se destina tanto à comunidade científica quanto aos formuladores de políticas públicas, uma vez que possibilitará trazer luz à discussão quanto a adoção de políticas tecnológicas e criminais adequadas para compatibilizar o uso seguro da ferramenta de pagamentos instantâneos, por meio dos dispositivos móveis, em ambientes públicos diversos e privados abertos ao público, por meio de políticas de repressão ou dissuasão geral ou focalizada de potenciais condutas criminosas.

2. Referencial Teórico

2.1. Sistema de Pagamentos Instantâneos (SPI) e Pix

Até o ano de 2020, as transferências de valores no Sistema Brasileiro de Pagamentos (SBP) ocorriam por intermédio de TED, DOC ou TEF, que apresentavam tarifas e limites específicos de operação (SANCHEZ; GOMES; NASCIMENTO, 2022). Neves *et al.* (2021) recordam que as transferências com moedas escriturais ou eletrônicas registradas no âmbito do Sistema Financeiro Nacional (SFN) não são propriamente uma novidade, dado que TED e DOC já contemplam funcionalidades dos pagamentos digitais. Entretanto, o mais recente aperfeiçoamento do Sistema Brasileiro de Pagamentos (SBP) criou o Sistema de Pagamentos Instantâneos (SPI) e na mesma esteira o arranjo de pagamentos Pix, que seria normatizado sob a égide do Conselho Monetário Nacional (CMN) e do Banco Central do Brasil (BCB), que inauguraria novo segmento dessa natureza.

Em linhas gerais, o projeto Pix viria ser uma solução desenvolvida e administrada pelo Banco Central do Brasil com base em um sistema público de infraestrutura de arranjos de pagamentos que organiza chaves de endereçamento lógico para possibilitar envio e recebimento de dinheiro 24 horas por dia, 7 dias por semana a um custo operacional de R\$0,10 a cada 10 operações arcadas pelas instituições financeiras (sem custo para o usuário pessoa física), operando com imediata disponibilização do dinheiro para o recebedor e um tempo estimado de até 10 segundos para efetivação (SANTIAGO; ZANETONI, 2020). Esse sistema, além de complementar lacunas deixadas pelos métodos já existentes, como TED e DOC, em que as transferências são realizadas em dias úteis e horário comercial, visou também à inclusão financeira pela praticidade e ausência de custos (VALCANOVER *et al.*, 2022).

O arranjo de pagamento Pix foi instituído oficialmente pela Resolução nº1 do Banco Central, de 12 de agosto de 2020 e operacionalizado em 16 de novembro de 2020. O diploma normativo traz, além da oficialização do arranjo de pagamentos, o seu regulamento, apontando uma série de orientações e determinações para sua operacionalização. (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2020).

O Sistema de Pagamentos Instantâneos (SPI) é uma infraestrutura componente do Sistema Brasileiro de Pagamento (SBP), constituída de *softwares*, *hardwares*, regras e procedimentos instituídos pelo Banco Central do Brasil (BACEN) para operar como sistema centralizado de liquidação em tempo real das transferências de recursos financeiros e pagamentos instantâneos por meio da Conta Pagamentos Instantâneos (Contas PI). É por meio

dessas contas (Contas PI) que as instituições financeiras e de pagamento atuam no Sistema de Pagamentos Instantâneos, e por meio das quais têm acesso e fornecem acesso para os clientes aos serviços Pix. Assim, as Contas PI conduzem as trocas de mensagens para as transferências de informações a respeito das ordens de crédito no sistema de pagamentos Pix. A lógica de operação do SPI é semelhante à já empregada no Sistema de Transferências de Reservas (STR) desde 2002, baseada na liquidação bruta em tempo real, de caráter irrevogável e incondicional (NEVES *et al.*, 2021).

Algumas das características do Pix, enquanto ferramenta de pagamento, são: (i) *rapidez*, já que apresenta transações concluídas em poucos segundos e os recursos financeiros estão disponíveis para o recebedor em tempo real; (ii) *disponibilidade*, estando durante 24 horas diárias e sete dias por semana, inclusive aos feriados, disponível; (iii) *baixo custo*, dado que é gratuito para pessoa física e de reduzido custo nos demais casos; (iv) *seguro*, uma vez que apresenta mecanismos robustos e é munido de medidas para assegurar a segurança das transações; (v) *aberto*, com estrutura de participação ampliada o que possibilita transações e pagamentos entre instituições financeiras distintas (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2022a).

Em termos de benefícios: (i) para os pagadores, é proporcionado rapidez; segurança; reduzido custo; agilidade, uma vez que possibilita o uso da lista de contatos do celular ou QR code para gerar os pagamentos; praticidade, já que dispensa uso de dinheiro, cartões ou folhas de cheque; e integração com outros aplicativos e serviços do *smartphone*; (ii) para os recebedores proporciona-se a disponibilização imediata dos recursos; facilitação de conciliação e automatização de recebimentos; rapidez de *checkout*, dispensando o POS (*point of sale*) como instrumento de pagamento; (iii) para o ecossistema verifica-se a eletronização dos meios de pagamento, com maior controle de lavagem de dinheiro e financiamento ao terrorismo (LD/FT); redução do uso de cédulas; competição entre os meios de pagamento, proporcionando menores custos pela maior concorrência; elevado potencial de inclusão digital e financeira (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2022 b).

Anteriormente ao advento do Pix, as principais formas de transferências de valores entre contas bancárias eram TED, DOC, cartão de crédito ou débito e pagamento de boletos. Essas tradicionais formas de transferências apresentam algumas restrições. O DOC demanda processamento noturno e apresenta valor máximo de transação de R\$4.999,99, a TED, originalmente, era empregada para transferências de valores superiores a R\$5.000,00, mas o tempo de processamento era menor que o DOC, levando minutos ou horas. Para o caso de

transações em varejo, o método mais empregado é uso de cartões de crédito ou débito, que, pela rapidez, são priorizados e, por possuírem *chips*, tarja magnética e senha apresentam baixa percepção de risco em relação a fraudes ou ataques. A vantagem particularmente especial do cartão de crédito é a possibilidade do parcelamento do pagamento, não disponíveis pelas demais formas de pagamento. Por fim, o boleto é outra opção, em que o pagador não necessariamente necessita de uma conta bancária para realizar o pagamento, o instrumento, porém apresenta o inconveniente de maior tempo de processamento, dado que, um boleto que fora liquidado em um dia, terá seu valor creditado na conta do beneficiário em 2 dias (YAMASHITA, 2022).

Um ponto importante é que a ausência de custo para o usuário na transação financeira via Pix forçará as instituições financeiras a baratear outras formas de transferências de valores entre contas, como TED (Transferência Eletrônica Disponível) e DOC (Documento de Ordem de Crédito) bem como reduzir tarifas e taxas de emissão de boletos e de máquinas de cartão de crédito, o que promoverá redução dos valores para o usuário final e, portanto, aumentando o acesso destes meios às populações de menor disponibilidade orçamentária (RIMONATO; SANTOS, 2021).

Segundo Vale *et al.* (2022), a despeito do que eventualmente as instituições financeiras ou usuários advoguem, o Pix não foi instituído para sufocar as demais modalidades de transações, mas sim otimizar e trazer agilidade na transferência de dinheiro. Lima e Francisco (2021) apontam que a principal mudança que o sistema Pix trouxe foi a desintermediação do fluxo de pagamento, assim, para o caso do cartão de crédito, por exemplo, o sistema que anteriormente possuía 4 intermediários, a saber: banco emissor, adquirentes, bandeira do cartão e o processador, passa a ter um único intermediário. Essa desintermediação, na visão dos autores, representa ameaça à própria existência dos intermediários. Além do que, produtos como DOC, TED e cartões de débito podem passar a deixar de existir caso não seja realizada uma adaptação dos modelos de negócios.

Ao propor a criação do Pix, o Banco Central, adicionalmente, preocupou-se em proporcionar segurança para seus usuários, ainda que o maior foco tem sido a facilidade de uso, a redução da circulação do dinheiro físico, que também acarreta maior segurança para os clientes das instituições financeiras na visão de Vale *et al.* (2022). É importante mencionar que, ainda que o Pix apresente reiteradas camadas de segurança, esforços além dos tecnológicos são relevantes para evitar fraudes e golpes, de modo que houve iniciativa por parte do BC no desenvolvimento de mecanismos especiais de reembolso e bloqueio preventivo dos recursos

para otimizar a recuperação de valores de golpistas por meio de procedimentos operacionais padronizados (DUARTE *et al.*, 2022).

O uso do Pix se dá, geralmente, com o emprego do equipamento de telefonia móvel e isso gerou alguns pontos que merecem atenção. Com relação a fraudes, a tecnologia envolvida na ferramenta Pix é considerada segura, e eventuais inconsistências nas operações são pontuais. Constatou-se que a percepção dos roubos de celulares se intensificou depois da implementação do sistema de pagamentos Pix, e ações estão sendo estudadas para remotamente e rapidamente bloquear e apagar aplicativos que contenham informações pessoais passíveis de uso fraudulento e outras ações ilegais por meio de terceiros (RIMONATO; SANTOS, 2021).

Verifica-se, adicionalmente, segundo Duarte *et al.* (2022) que a criação do arranjo de pagamento Pix, ainda que indiretamente, afetou as demais modalidades de transferência de modo negativo, gerando suas substituições pelo Pix, como no caso das transferências eletrônicas tradicionais. Observando por outro prisma, notadamente o Pix findou por elevar o nível total de transações digitais. Assim, o Pix expandiu o universo de pagamento digital.

2.2. Crime e tecnologia

Davis e Pease (2000) discorrem que o crime sempre será de dois grupos principais, sendo ou de espectro aquisitivo, como roubo, furto, fraude, ou de espectro expressivo, como violência, vandalismo e desordem. Nesse contexto, no caso dos dispositivos móveis e da mesma maneira com que acontece com qualquer avanço tecnológico, sua disseminação cria uma série de oportunidades para a criminalidade, e verifica-se que o aumento de posse de celulares pelos cidadãos proporciona crescente número de incidentes de roubos de celulares, impulsionados pelo baixo risco de os criminosos serem surpreendidos (BRISCOE, 2001).

Mais recentemente, a condição da pandemia de Covid-19, em razão do auxílio emergencial e cadastro para vacinação, bem como a implementação da ferramenta Pix, têm se tornado terreno fértil para a ação dos criminosos (SILVA; COSTA, 2021).

Nesse contexto, considerando a constante evolução tecnológica e criminalidade, aponta-se três considerações que permearão o crime e os celulares, sendo a primeira delas, a de que os dispositivos móveis vão continuar crescendo como alvo desejável de furtos e roubos, a segunda é a de que a perda do dispositivo móvel é uma potencial perda de identidade pessoal e informações financeiras, por fim, a terceira é a de que se desenvolverão outras formas de fraude digital, assim é possível que o valor do roubo do celular para a vítima seja superior ao estimado,

dado que o desenrolar das ações criminosas podem prejudicar ainda mais a vítima em ações posteriores (WHITEHEAD; FARRELL, 2008).

Farrell (2015) ainda aponta um elemento importante associado às particularidades dos crimes patrimoniais, o autor constata que furtos e roubos de celulares são mais propensos a serem direcionados para equipamentos mais caros e potencialmente lucrativos – pode ser entendido como lucrativo o equipamento em si ou informações neles constantes. Ao passo que quando o furto ou roubo é realizado pelo ingresso forçado em automóveis ou residências, o modelo, preço ou informações disponíveis no equipamento não são elemento de principal importância no processo decisório.

Em uma outra vertente, no que se refere às mudanças tecnológicas e o sistema monetário e financeiro, Tekin *et al.* (2014) apontam que mudanças tecnológicas recentes no sistema financeiro e monetário - historicamente baseado no dinheiro em espécie – e modernamente direcionadas à operação digital e eletrônica e baseada em serviços e infraestrutura de telecomunicações têm objetivos claros como: aumento de eficiência operacional, oportunidades aos clientes, otimização de segurança transacional e aumento de lucros, e, sob outro aspecto, o criminal, objetivam a redução de evasão fiscal, redução da circulação do dinheiro no mercado negro, restrição à lavagem de dinheiro, em razão da redução do anonimato e pela rastreabilidade do fluxo monetário nesse novo cenário. Os autores explicam que, em uma economia que prima pela redução da circulação física de dinheiro, as atividades ilegais na economia paralela são desidratadas pela falta de suprimento que o dinheiro em espécie representa, ao passo que em localidades com menores índices de bancarização, as pessoas circulam com maiores quantidades de dinheiro em espécie e, portanto, acabam sendo maiores alvos dos criminosos de rua – praticantes de roubos e furtos -, que buscam oportunidades e recursos com liquidez e anonimato que supram suas atividades ilegais, reconhecidamente o tráfico de drogas, exploração de sexo ilegal, jogos ilícitos, entre outros. Assim, os autores comentam que se vê uma tendência de que meios de pagamento digitais e eletrônicos se difundam mais e que a circulação de dinheiro em espécie caia, e junto com eles a taxa de crimes patrimoniais, e, em contrapartida, os crimes de alta tecnologia, como fraudes eletrônicas, estelionatos digitais tenderão a serem mais frequentes.

Na mesma linha, Vozniuk *et al.* (2020) apontam que o desenvolvimento das tecnologias de pagamentos virtuais e eletrônicos, e o concomitante aumento e difusão de seu uso, aumentam as possibilidades de cometimento de crimes, e essas tendências não são

identificadas de imediato nos projetos, na criação e na implementação das respectivas tecnologias, gerando um hiato e posterior defasagem em termos de legislação e regulamentação.

Mai (2016), sob outra perspectiva, escreve que, com a evolução do uso de pagamentos eletrônicos, a necessidade de dinheiro em espécie não é mais tão evidente, e um contraponto colocado pelo autor é que o dinheiro promove proteção de dados de seu detentor e, portanto, atua como garantidor de liberdades civis no caso de uma administração estatal abusar de seus poderes, ao passo que a abolição do dinheiro físico – e a consequente implementação de dinheiro eletrônico - poderia ser identificada como uma tentativa de aumento de controle do Estado sobre os cidadãos, circunstância em que confiança nas autoridades públicas diminuiria.

O autor relata que considerando-se que o dinheiro não pode ser rastreado, ele se torna atraente para transações relacionadas à economia paralela, subornos, corrupção, financiamento do terrorismo ou violação de sanções econômicas. Registra-se que a abolição do dinheiro em espécie não eliminaria a economia paralela, mas aumentaria o custo dos pagamentos ilegais e, portanto, poderia reduzir a magnitude de participação dessa economia paralela na atividade econômica; por outro lado, o autor também aponta que existem evidências de uma relação causal entre dinheiro em espécie e crimes cometidos para obter recursos econômicos; assim, menos dinheiro circulando pareceria significar menos crimes cometidos para roubar dinheiro, mas eliminar dinheiro físico certamente não elimina o crime econômico.

A “virtualização” da sociedade e dos crimes demanda novas estratégias de enfrentamento desses delitos e esse contexto todo de repressão à criminalidade apresenta falhas de mercado, associadas às de regulamentação e de incentivos, dado que não há incentivo natural para que a indústria invista em segurança e desenvolva os mecanismos tecnológicos necessários para tal, essa situação demanda a atuação do governo enquanto agente regulador (FRAZÃO; ASSUNÇÃO; PÁDUA, 2021).

Por fim, segundo Whitehead e Farrell (2008), enquanto a criminalidade e a criminologia forem escopo de estudo exclusivamente dos cientistas sociais, haverá uma limitação da visão geral da criminalidade, das suas causas e da sua prevenção; assim, enquanto a tecnologia é reconhecidamente um elemento crítico na geração de crimes, claramente há espaço para a atuação dos cientistas e engenheiros no estudo e análise de riscos no desenvolvimento de uma tecnologia.

2.3. Literatura empírica quantitativa

Classicamente, Becker (1968) apresenta um modelo de escolha racional para os agentes econômicos no escopo da criminalidade. Segundo o modelo proposto, o agente decide pela empreitada criminosa se o retorno esperado do crime exceder o retorno oferecido por uma atividade econômica legal e regular, assim, é menos provável que um indivíduo se envolva com atividades ilícitas quando as oportunidades e condições de se obter renda legítima apresentar melhor renda e perspectivas. Sobre esse alicerce, discussões são feitas.

Pridemore, Roche e Rogers (2018) comentam que pode ser verificado que na sociedade moderna o dinheiro em espécie vai se afastando, dando espaço para os cartões e meios de pagamento digitais, o que hipoteticamente tornaria as pessoas menos atrativas para criminosos de rua em termos de crimes patrimoniais, sugerindo que mais atenção e mais análises empíricas que avaliem a redução do fluxo de dinheiro e índices de criminalidade de rua devam ser realizadas.

Considerando isso, Wright *et al.* (2017) avaliaram o impacto da redução da circulação de dinheiro na criminalidade. Usando um experimento quase-natural, o programa EBT (*Electronic Benefit Transfer*), que é um programa assistencial de transferência de renda por meio eletrônico, foi investigada a implementação do referido programa nos condados do Missouri e nos condados dos estados a ele fronteirizos. O programa EBT instrumentaliza a redução de dinheiro com relação à criminalidade, então a variação na circulação de dinheiro decorrente da implementação do programa EBT seria exógena à criminalidade, os autores empregaram em suas análises o método de diferença em diferenças. A premissa de aplicação da técnica é a de que na ausência da aplicação da política – programa EBT – haveria tendências paralelas entre os condados tratados e não tratados. Foi também utilizado o estudo de eventos, o qual possibilitou traçar as tendências nos resultados mês a mês nos períodos que antecederam e sucederam a adoção do programa EBT, o qual permitiu verificar que os resultados obtidos não refletem puramente tendências pré-existentes à aplicação do programa EBT e sim algo efetivamente aconteceu nas médias de criminalidade: a adoção do EBT teve efeito negativo e estatisticamente significativo nas taxas de criminalidade, em especial para furtos e roubos, apontando, no geral em média, redução de 9,2% nos índices de criminalidade em decorrência da adoção do programa EBT.

Armeij, Lipow e Webb (2014) discorrem que pouco tem sido feito para avaliar o impacto de meios de pagamentos eletrônicos sobre o crime, e que o tema não tem recebido a

atenção necessária. Foi realizado um estudo para avaliar se os meios eletrônicos de pagamento têm influência nos crimes patrimoniais, como os roubos a pessoas e a domicílios, e nos crimes violentos, em especial crimes de homicídio e estupro. Os autores empregaram técnica de regressão linear em painel por efeitos fixos e primeiras diferenças, adotando como variável dependente o logaritmo do número do crime per capita por ano, e como variável independente o logaritmo do número de dispositivos POS (*Point of Sales*) per capita - que atua como *proxy* das transações financeiras eletrônica e encontraram uma relação negativa e estatisticamente significativa entre o uso de meios de pagamentos eletrônicos e crimes de roubos, ao passo que não foi encontrada relação com crimes de estupro e homicídios (crimes violentos). Os autores avaliaram o impacto das transações eletrônicas usando dados de POS, as máquinas de cartão de crédito e débito, e dados de criminalidade entre 2004 e 2009, constatando-se que, em média, o aumento de 1 dispositivo POS a cada 1000 habitantes reduz os roubos em 2,2 a 5,6%.

Pridemore, Roche e Rogers (2018) realizaram um estudo para analisar a relação entre uma forma de pagamento sem dinheiro, conhecida como *Electronic Payment System* e as taxas de criminalidade: roubo e homicídio, entre 67 países. Foi identificado que nações com maior quantidade de pagamento sem dinheiro apresentavam menores taxas de criminalidade patrimonial. Em linhas gerais, os autores investigaram se o uso do dinheiro em espécie covariava com a taxa de roubos e homicídio, usando como parâmetro de “uso de dinheiro” o recebimento de remessas do governo por meio de dinheiro e cheques ou depósito em conta bancária. Os autores empregaram modelos de regressão linear múltipla em painel e verificou-se que a redução da circulação de dinheiro estava negativamente e significativamente relacionada com a taxa de roubo à pessoa, e sem impacto estatisticamente significativo em roubo à residência ou homicídio.

Gandelman, Munyo e Schertz (2019) estudaram o impacto na criminalidade de uma alteração legislativa, empregada como experimento natural, que proíbe o uso de dinheiro em espécie durante a noite em compras em postos de gasolina na cidade de Montevideo – Uruguai. Os resultados verificados pelos pesquisadores foi que a implementação da norma provocou a redução de 30%, estatisticamente significativa, na criminalidade patrimonial, ao passo que não provocou alteração significativa nos crimes contra a vida, sugerindo que a motivação da criminalidade nesse contexto tem fins econômicos. Os pesquisadores usaram dados de 2 tipos de crimes: roubos e violência doméstica, e para a análise foi empregada a técnica de diferença em diferenças, tendo sido obtido um efeito de ATT (*Average Treatment Effect on the Treated*)

equivalente a 27% para os crimes de roubo. Não sendo verificado efeito para o crime de violência doméstica.

Carr e Packham (2018) analisaram os efeitos na criminalidade da variação do cronograma de distribuição de auxílio nutricional suplementar, empregando um experimento natural de uma mudança na política do benefício que aumenta os dias de distribuição na cidade de Chicago. O programa em questão é o Programa de Assistência Nutricional Suplementar - (*Supplemental Nutrition Assistance Program* – SNAP), uma assistência governamental a americanos de baixa renda que deposita créditos em cartões uma vez ao mês para ser descontado em supermercados em troca de alimentos. Os autores argumentam que a influência que o programa SNAP teria na criminalidade seria que existem diferenças entre o recebimento de benefícios em dinheiro e benefícios de créditos específicos para aquisição de classe determinada de produtos. A principal técnica empregada foi o modelo de séries temporais interrompida, assumindo que as características relativas aos resultados variam suavemente ao redor do limite do tratamento, e qualquer mudança – descontinuidade - após o tratamento poderia ser atribuída à adoção do novo cronograma de distribuição. Como resultado, identificou-se que, com a alteração das políticas, houve reduções estatisticamente significativas nos crimes em geral e no furto, os quais caíram 17,5% e 20,9%, respectivamente.

Watson, Guettabi e Reimer (2020) realizaram um estudo acerca das transferências universais de renda relativas à distribuição de dividendos do Fundo Permanente do Alasca e seu efeito na criminalidade, em termos de: crimes patrimoniais, crimes violentos e consumo de substância entorpecente. Utilizou-se da regressão linear múltipla em séries temporais em base diária e estudo de eventos (*Event Study*). Como resultado, os autores verificaram um aumento de 14,1% no uso de substâncias proibidas, mas nenhuma mudança significativa nos crimes violentos ou em crimes patrimoniais. Como resultado do estudo de eventos, os autores encontraram que 28 dias após o tratamento – recebimento dos dividendos - houve aumento de aproximadamente 10% no consumo de substâncias controladas, e a redução de crimes patrimoniais em 8%, o que, em termos práticos, significaram 126 ocorrências a mais de abuso de entorpecentes e 77 a menos de crimes patrimoniais.

Hunt *et al.* (2019) comentam que o Estado teria duas maneiras de reduzir a circulação de dinheiro na sociedade: a primeira forma seria alterar a política monetária e instituir a digitalização da moeda em território nacional; já a segunda seria a adoção de pagamentos *on-line* e digitais que promovessem a substituição do uso do dinheiro por meios móveis e

eletrônicos de transação financeira com o apoio das forças do mercado. Então, na mesma linha de Wright *et al.* (2017), Hunt *et al.* (2019) se propuseram a avaliar o impacto na criminalidade da adoção do pagamento de benefícios governamentais por meio eletrônico, em substituição ao cheque e ao dinheiro, o EBT. A hipótese aventada foi a de que a substituição mencionada reduziria a circulação de dinheiro em espécie, e, portanto, reduziria os índices de crimes patrimoniais – além de outros efeitos como redução de custos operacionais e fraudes. Assim, empregaram a técnica de diferença em diferenças para aferir o efeito médio do tratamento sobre os tratados, constatou-se que a adoção do EBT proporcionou a redução de 2,8% nos crimes em geral, 5,8% nos roubos, e 4,8% nos furtos. Os pesquisadores incluíram, ainda, uma análise do tipo estudo de evento (*Event Study*), segundo eles, o resultado foi positivo, tendo sido verificada a validade da hipótese de tendências paralelas e, portanto, a redução da circulação de dinheiro, por meio da implementação do programa EBT, reduziu efetivamente a criminalidade de rua.

Alvarez *et al.* (2022) se dedicaram ao estudo do impacto do dinheiro nas atividades criminosas e informais. Para tanto, os pesquisadores analisaram uma política que substituiu a forma de pagamento de programa assistencial Mexicano denominado PROSPERA para cartão de débito, a qual possibilitou que os beneficiários pagassem diretamente com o cartão nos estabelecimentos comerciais ou realizar o saque em terminal de caixa eletrônico, se assim o preferissem. Para as análises, foi empregada a técnica de estudo de eventos dinâmico (*Dynamic Event Study*), em que não identificaram impacto estatisticamente significativo na ocorrência de crimes violentos, como homicídio; já para o caso de furtos foi constatada uma redução de aproximadamente 5% nos índices após a implementação dos cartões; e com relação a roubos, foi verificada uma sutil redução, não significativa estatisticamente, resultados compatíveis com os obtidos por Wright *et al.* (2017) e Gandelman, Munyo e Schertz (2019), nos trabalhos que mostram o impacto do dinheiro em crimes patrimoniais e não nos crimes violentos.

Por fim, os autores comentam que as políticas que restringem a circulação e uso do dinheiro têm recebido atenção e interesse, sendo foco de debate entre políticos e acadêmicos; entretanto, as análises quantitativas a seu respeito são escassas e trabalhos que explorem a robustez das análises são terrenos férteis para pesquisas futuras.

3. Metodologia

3.1. Bancos de Dados

O trabalho abarcou a análise de três bancos de dados: dados de meios de pagamentos providos pelo Banco Central do Brasil, dados de crimes patrimoniais nacionais providos pelo Fórum Brasileiro de Segurança Pública e dados da criminalidade estadual do Rio de Janeiro provido pelo Instituto de Segurança Pública do Rio de Janeiro.

O primeiro deles contém dados do histórico dos meios de pagamentos processados no sistema brasileiro de pagamentos. O banco de dados em questão foi obtido por meio de solicitação no portal do Banco Central do Brasil, através do formulário constante em “Pedido de informação ao BC”, https://www.bcb.gov.br/acessoinformacao/solicitar_informacao, acessado em 23 de agosto de 2022. O pedido requereu os dados referentes a quantidades e valores transacionados por Pix, TED, TEC, DOC, boleto e cheque em período compreendido de 02 de janeiro de 2017 a 31 de julho de 2022, perfazendo o total de 67 meses, correspondendo a 1593 observações. Os dados contidos na planilha foram formatados e organizados pelo *software* de planilhas eletrônicas Excel e posteriormente importados para o *software* estatístico Stata para as análises. Esse banco de dados foi utilizado para descrever e detalhar o panorama da evolução da aceitação e adoção da ferramenta Pix de pagamentos.

O segundo banco de dados trata da criminalidade patrimonial em nível nacional e agregado anualmente pelo Fórum Brasileiro de Segurança Pública, por meio do Anuário Brasileiro da Segurança Pública. O anuário em questão contempla, de interesse para esse estudo, dados relativos à criminalidade patrimonial de equipamentos celulares, e foram obtidos por meio de consulta aos anuários dos anos de 2019 a 2022 disponíveis no portal do Fórum por meio do acesso ao link <https://forumseguranca.org.br/anuario-brasileiro-seguranca-publica/>, acessado em 20 de agosto de 2022. Os dados foram exportados pelo portal como arquivos do tipo planilhas eletrônicas em formato “.xlsx”, para cada um dos 26 estados e o Distrito Federal e entre os anos de 2018 e 2021, foram unificados e a planilha eletrônica com o banco de dados resultante contemplava 864 observações e posteriormente foi importada para o *software* Stata para as análises ulteriores. Este banco de dados foi utilizado para apresentar panorama do cenário recente da criminalidade patrimonial afeta a dispositivos eletrônicos móveis.

O último banco de dados estudado foi o de registro de crimes reportados nas cidades do estado do Rio de Janeiro entre 2014 e 2022, obtido a partir da consulta ao portal do Instituto de Segurança Pública do Rio de Janeiro, <http://www.ispdados.rj.gov.br/estatistica.html>. Os

dados foram exportados em formato “.csv”, tendo sido obtido também um dicionário e notas metodológicas como um material complementar para a análise. O documento originalmente apresentava 60 colunas (variáveis), que, com o auxílio do dicionário puderam ser agrupados em 9 conjuntos, a saber: qualificação (ou identificação), crimes violentos, crimes de trânsito, roubos, furtos, outros crimes contra o patrimônio, atividade policial, registros de ocorrências e outros registros. Três são os grupos de maior interesse. No grupo de qualificação, são verificadas 7 variáveis que dizem respeito a aspectos gerais da obtenção dos dados, como ano, mês, mês e ano (concatenado), nome do município, código do município, região e fase do registro. No grupo de roubos foram definidas 15 variáveis, das quais roubo de celular, roubo de veículos e roubos totais se destacam para o estudo presente. No grupo de furtos, verificaram-se 7 variáveis, das quais são de principal interesse furto de celulares, furto de veículos e furtos totais. Os dados de criminalidade são expressos como registro de ocorrência a cada 100.000 habitantes, em que a contagem é feita pelo número de casos registrados ou pelo número de vítimas, a depender do crime ou registro. Os dados foram contabilizados de janeiro de 2014 a setembro de 2022, para 92 municípios do Rio de Janeiro, e totalizaram 9660 observações.

Quanto ao ferramental computacional, foram empregados 2 *softwares*, o Microsoft Excel 365 para importação inicial e limpeza preliminar dos dados, e posteriormente migração para o Stata, em sua versão 16, em que procedimentos específicos de organização e estruturação foram realizados, como criação, ordenação, concatenação de variáveis, verticalização/horizontalização de observações e variáveis, dentre outras operações para adequar à forma do painel de dados e realizar as análises estatísticas pertinentes.

3.2. Técnicas de Avaliação de Impacto

Considerando a estrutura de dados em painel e das vantagens que ela proporciona, este trabalho empregou técnicas derivadas da tradicional diferença em diferenças: Diferença em Diferenças Dinâmico (ou Estudo de Eventos em Painel ou *Dynamic Difference-in-Differences*). Diferença em Diferenças de Longo Prazo (ou *Long Term Effects Difference-in-Differences*) e Diferença em Diferenças Sintético (ou *Synthetic Difference-in-Differences*).

A técnica de diferença em diferenças é uma das possivelmente empregadas para avaliação de políticas públicas por meio do emprego de dados estruturados em painel e útil na presença de experimentos naturais ou quase-experimentos, em que um evento exógeno, como muitas vezes é o caso de uma política pública, altera o cenário em que operam indivíduos,

firmas e estados. Na sua configuração básica, são necessários 2 períodos, um anterior à implantação da política e um posterior; assim, o desenho compreende 4 grupos principais de amostras, grupo de controle antes da política, grupo de controle após, grupo de tratamento antes da política e grupo de tratamento após (ANGRIST; PISHCHKE, 2008; WOOLDRIDGE, 2018).

Um modelo tradicional de diferença em diferenças é apresentado da forma abaixo:

$$Y_{it} = \beta_0 + \delta_0 D_P + \beta_1 D_T + \delta_1 D_P \cdot D_T + u_{it} \quad (1)$$

Em que, Y_{it} é a variável de resultado do evento estudado, D_P é uma variável *dummy* do período analisado, sendo igual a 1, se após a implementação da política, e igual a zero, se anterior a ela. D_T é uma variável *dummy* de tratamento, sendo igual a 1 para a unidade submetida a tratamento, considerada, portanto a unidade tratada (T), ou igual a zero, se a unidade não é submetida a tratamento, sendo considerada a unidade controle (C). O coeficiente do termo de interação entre as variáveis de período e de tratamento, δ_1 , mede o efeito da submissão ao tratamento na variável resultado, sendo, portanto, o termo de interesse e chamado de estimador de diferença em diferenças:

$$\hat{\delta}_1 = \left[\hat{E}[Y_{T=1} - Y_{T=0} | P = 1] \right] - \left[\hat{E}[Y_{T=1} - Y_{T=0} | P = 0] \right] \quad (2)$$

Em que $Y_{T=1}$ expressa a variável resultado da unidade submetida a tratamento (tratada) e $Y_{T=0}$ representa a variável resultado da unidade não submetida a tratamento (controle) condicionais a $P=1$, ou seja, no período após a implementação da política. Analogamente, para $P=0$ representa o período anterior à implementação do tratamento. A expressão (2) pode ser rearranjada e expressa como:

$$\hat{\delta}_1 = \left[\hat{E}[Y_{P=1} - Y_{P=0} | T = 1] \right] - \left[\hat{E}[Y_{P=1} - Y_{P=0} | T = 0] \right] \quad (3)$$

Em que $[Y_{P=1} - Y_{P=0} | T = 1]$ expressa a diferença das variáveis resultado da unidade submetida a tratamento (tratada, $T=1$) nos períodos anterior e posterior à implementação da política e, analogamente, $[Y_{P=1} - Y_{P=0} | T = 0]$ expressa a diferença das variáveis resultado da unidade não submetida a tratamento (controle, $T=0$) nos períodos anterior e posterior à implementação da política. O coeficiente $\hat{\delta}_1$, também chamado de ATE (*Average Treatment Effect*) é não viesado se a hipótese das tendências paralelas se sustentar, que preconiza que a variável resultado para o grupo de tratamento e para o grupo de controle no período antes da

implementação da política deve seguir tendências paralelas, sugerindo que, caso não houvesse a implementação do tratamento, a diferença seria a mesma no período após a adoção da política. A técnica possibilita a inclusão de mais de um grupo de tratamento e de controle, bem como a adição de mais de um período anterior e posterior ao tratamento, inclusive escalonando tempos diferentes de tratamento para unidades diferentes, sendo comumente empregadas análises agregadas em grupos ou *clusters* (ANGRIST; PISHCHKE, 2008; WOOLDRIDGE, 2018).

Clarke e Schythe (2021) apontam que a avaliação de impacto de políticas ou eventos quase-experimentais podem ser feitos por meio de estudo de eventos em painel, uma técnica que deriva de uma extensão da diferença em diferenças e que possibilita o estudo dinâmico de atrasos (*lags*) e avanços (*leads*) do evento de interesse, permitindo o controle por tempo e por unidade (localidade) de maneira dinâmica. A técnica estima o impacto de um dado evento que ocorreu em certas localidades em certos períodos de tempo usando como contrafactuais localidades e tempos em que a política ou evento ainda não ocorreu, assim, ao se verificar a variação nos resultados ao redor do tempo da adoção da política em comparação com período de referência, os atrasos (*lags*) e avanços (*leads*) são estimados, possibilitando uma avaliação causal do impacto do evento, o método ainda pode ser usado em casos nos quais o evento acontece simultaneamente em todas as unidades geográficas, com certas limitações.

Para especificar o modelo, segundo notação e convenções adotadas por Clarke e Schythe (2021), consideram-se: s as unidades avaliadas, t os períodos de tempo, $event_s$ uma variável que indica o momento em que ocorreu o evento na localidade s , a variável de resultado na localidade s no tempo t é indicada por y_{st} , μ_s são os efeitos fixos da localidade, λ_t são os efeitos fixos de tempo, X_{st} são controles variantes no tempo e ε_{st} é o termo de erros não observáveis, o modelo é expresso como:

$$y_{st} = \alpha + \sum_{j=2}^J \beta_j (Lag\ j)_{st} + \sum_{k=2}^K \gamma_k (Lead\ k)_{st} + \mu_s + \lambda_t + X'_{st}\Gamma + \varepsilon_{st} \quad (4)$$

$$(Lag\ J)_{st} = \mathbb{1}[t \leq Event_s - J], \quad (5)$$

$$(Lag\ j)_{st} = \mathbb{1}[t = Event_s - j], \text{ para } j \in \{1, 2, \dots, J - 1\}, \quad (6)$$

$$(Lead\ k)_{st} = \mathbb{1}[t = Event_s + k], \text{ para } k \in \{1, 2, \dots, K - 1\}, \quad (7)$$

$$(Lead\ K)_{st} = \mathbb{1}[t \geq Event_s + K]. \quad (8)$$

Em que *Lag* (atraso) e *Lead* (avanço) são variáveis *dummy* relativas à disposição temporal do evento.

O operador \mathbb{I} denota uma transformação binária sobre uma variável que assume o valor 1 caso as condições entre colchetes sejam atendidas, assim os atrasos (*lags*) e avanços (*leads*) são variáveis binárias que sinalizam que uma dada unidade estava aquém ou além, respectivamente, j e k períodos do evento de interesse em um dado período. J e K são atrasos e avanços finais que acumulam períodos além de J e K , opcionais a depender da configuração do estudo. Os termos de *lags* possibilitam análises de pré-tendências e os *leads* permitem uma avaliação da heterogeneidade temporal do tratamento e capturam as diferenças entre as unidades em cada período e comparam com o período-base (*baseline*), neste trabalho definido como o mês imediatamente anterior ao evento, e permitem a verificação da evolução temporal do efeito do tratamento, como aumento ou redução do tamanho do efeito e persistência, transitoriedade ou interrupção dos efeitos.

No estudo em tela, tem-se que: $J=82$ *lags* e $K=18$ *leads* – considerando-se dados disponibilizados mensalmente de janeiro de 2014 até setembro de 2022 e o tratamento a partir de novembro de 2020; y_{st} é a variável dependente, sendo referente a (i) furtos de celulares, (ii) roubos de celulares; μ_s é a parcela de efeito fixo de localidade (unidade), sendo as 92 cidades do estado do Rio de Janeiro; λ_t é a parcela de efeito fixo de tempo, sendo os anos de 2014 a 2022 e X'_{st} a matriz de controle e covariadas variantes no tempo. Os coeficientes γ_k das variáveis *lead* estimam os efeitos dinâmicos do tratamento em comparação a um período-base, por padrão admitido, para evitar a colinearidade, a *lag* igual a $J = -1$, que corresponde a um período (mês) antes da implementação do sistema de pagamento Pix. Os cálculos foram realizados com clusterização por unidade (cidades do RJ). Em dados em painel, habitualmente é feita a correção de correlação serial ao longo dos períodos e pode-se empregar o estimador de variância e covariância robusto clusterizado (CRVE – *Clusterized Robust Variance-covariance Estimator*). A ideia geral do estudo de eventos é utilizar as observações anteriores ao tratamento para construir a predição de um contrafactual pós-tratamento e comparar com os dados efetivamente tratados. Para a operacionalização dos cálculos envolvendo essa técnica foi empregado o pacote *eventdd* (*Event Difference-in-Differences*) por meio do software estatístico Stata, baseado nos algoritmos desenvolvidos por Clarke e Schythe (2021).

Foi utilizada neste trabalho, adicionalmente, a técnica de Diferença em Diferenças de Longo Prazo. Segundo Huntington-Klein (2021), a tradicional técnica de Diferença em Diferenças emprega o chamado *Two-way Fixed Effects Difference-in-Differences Estimator*, cuja aplicação pode ser expandida para mais de um período pré e pós-tratamento e mais de um

grupo de controle e tratamento, trazendo luz a potenciais efeitos perdidos quando apenas dois períodos são examinados. Para tanto, são criadas variáveis de interação ($Tratvar$) entre as variáveis de períodos pré e pós-tratamento ($t_{pre|post}$) e as variáveis de estado/situação de controle e tratamento ($s_{trat|cont}$) binárias, indicando 0 se não submetidas a tratamento e 1 se tratadas, como mostrado na relação abaixo:

$$Tratvar = t_{pre|post} \cdot s_{trat|cont} \quad (9)$$

Assim, assumindo-se a implementação do tratamento em $T=1$, o primeiro período como T_i avaliado, e o último período como T_f , o modelo pode ser descrito como se mostra abaixo:

$$\begin{aligned} y = & \alpha_s + \alpha_t + \beta_{-T_i}(Tratvar) + \beta_{-(T_i-1)}(Tratvar) + \dots + \beta_{-1}(Tratvar) \quad (10) \\ & + \beta_1(Tratvar) + \beta_2(Tratvar) + \dots + \beta_{(-1+T_f)}(Tratvar) \\ & + \beta_{T_f}(Tratvar) + \varepsilon_{st} \end{aligned}$$

Em que α_s é o termo de efeito fixo de unidade ou localidade, α_t é o efeito fixo de tempo, e ε_{st} é o termo de erro idiossincrático. Dessa forma, tem-se T_i períodos pré-tratamento e T_f períodos pós-tratamento. Note-se que não se verifica a parcela $\beta_0(Tratvar)$, omitida para evitar efeitos de multicolinearidade.

A estimação não viesada dos efeitos do tratamento se fundamenta na hipótese de tendências paralelas. Uma maneira de se analisar tal condição nessa técnica se dá pela verificação dos coeficientes dos termos da interação pré-tratamento, para os quais não seria esperada significância estatística, situação que retrata a inexistência de antecipação de efeitos no período pré-tratamento. Essa análise pode ser por meio de visualização gráfica da evolução temporal dos coeficientes e intervalos de confiança ou por meio de testes de significância conjunta dos coeficientes, o Teste-F.

A interpretação dos dados é relativa ao período omitido, assim aumentos ou decréscimos de eventuais efeitos, são comparativos a esse período. A maneira mais tradicional de se apresentar os dados é por meio de um gráfico com a evolução temporal no eixo x e as estimativas de diferença em diferenças no eixo y, cuja avaliação é mais intuitiva e prática do que em uma tabela ou quadro (HUNTINGTON-KLEIN, 2021). Em termos práticos, para os cálculos envolvendo essa técnica foi utilizado o pacote *reghdfe* (*Regression with High*

Dimension Fixed Effects) por meio do software estatístico Stata, baseado nos algoritmos desenvolvidos por Correia (2014) e Correia (2016).

Uma técnica recentemente desenvolvida denominada Diferença em Diferenças Sintético abriu possibilidades de emprego da técnica de Diferença em Diferenças em situações nas quais aparentemente as tendências paralelas prévias não se sustentam, criando um estimador que pondera as exposições pré-tratamento das unidades observadas e possibilita a sintetização de controles, de forma semelhante aos controles sintéticos. A técnica foi apresentada por Arkhangelsky *et al.* (2021) e a operacionalização foi descrita por Clarke *et al.* (2023), dos quais alguns pontos são ressaltados aqui.

A técnica exige um painel balanceado, de N unidades observadas em T períodos de tempo para as quais a variável de resultado y_{it} denota o resultado para cada i unidade no período t . A variável de tratamento é denominada W_{it} que é uma variável binária que assume valor 1 se a unidade i for tratada em período pós-tratamento, sendo igual a zero em qualquer outro caso, ou seja, se i for uma unidade controle ou se as unidades estiverem sido observadas antes do início do tratamento. Nessa modelagem, assume-se que os tratamentos aconteceram no mesmo período para as unidades, o chamado tratamento em bloco – embora a modelagem possa ser estendida para casos de tratamento escalonado. Assim, objetiva-se com a técnica de Diferença em Diferenças Sintético, doravante SDID, estimar de modo consistente o efeito causal da submissão a um tratamento W_{it} , ou seja, estimar o ATT, *Average Treatment Effect on the Treated*. Partindo-se do argumento de otimização:

$$(\hat{\tau}^{sdid}, \hat{\mu}, \hat{\alpha}, \hat{\beta}) = \arg \min_{\tau, \mu, \alpha, \beta} \left\{ \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (y_{it} - \mu - \alpha_i - \beta_t - W_{it}\tau)^2 \hat{\omega}_i^{sdid} \hat{\lambda}_t^{sdid} \right\} \quad (11)$$

A estimativa é o τ (ATT), obtida por meio da *Two-way Fixed Effects Regression*, com pesos $\hat{\omega}_i^{sdid}$ e $\hat{\lambda}_t^{sdid}$ de unidade e tempo, respectivamente, e otimamente escolhidos de acordo com o argumento acima, em que os termos α_i e β_t são os efeitos fixos da unidade e de tempo, respectivamente, cujas presenças no argumento indicam que o SDID busca combinar as unidades tratadas e controle nas tendências pré-tratamento, mas não necessariamente nos mesmos níveis, possibilitando manter diferença entre as unidades tratadas e controle e, por fim, μ designa o intercepto.

O uso dos pesos $\hat{\omega}_i$ e $\hat{\lambda}_t$ tem os seguintes objetivos: $\hat{\omega}_i$ visa assegurar que unidades tratadas e controles que estão sendo comparadas são as que estão seguindo tendências paralelas em períodos anteriores ao tratamento; $\hat{\lambda}_t$ visa atribuir maior peso nos períodos anteriores ao tratamento que sejam mais parecidos com os posteriores ao tratamento, assim buscando diferenças constantes entre média pós-tratamento de cada unidade controle e a média pré-tratamento dessas unidades (CLARKE *et al.*, 2023). A estratégia se resume em selecionar os pesos das unidades para corresponder o mais próximo possível as tendências pré-tratamento das unidades controle às das tratadas (ARKHANGELSKY *et al.*, 2021).

O peso das unidades é obtido por meio da solução do problema de otimização:

$$(\hat{\omega}_0, \hat{\omega}^{sdid}) = \underset{\omega_0 \in \mathbb{R}, \omega \in \Omega}{\operatorname{argmin}} \ell_{unid}(\omega_0, \omega) \quad (12)$$

Em que $\ell_{unid}(\omega_0, \omega)$ é dado por:

$$\ell_{unid}(\omega_0, \omega) = \sum_{t=1}^{T_{pre}} \left(\omega_0 + \sum_{i=1}^{N_{co}} \omega_i y_{it} + -\frac{1}{N_{tr}} \sum_{i=N_{co}+1}^N y_{it} \right)^2 + \zeta^2 T_{pre} \|\omega\|_{euc}^2 \quad (13)$$

E o espaço Ω é estabelecido como

$$\Omega = \left\{ \omega \in \mathbb{R}_+^N : \sum_{i=1}^{N_{co}} \omega_i = 1, \omega_i = N_{tr}^{-1}, \forall i = N_{co} + 1, \dots, N \right\} \quad (14)$$

Onde $\|\omega\|_{euc}^2$ denota a norma euclidiana de ω e ζ é o parâmetro de regularização, definido como:

$$\zeta = (N_{tr} T_{pos})^{\frac{1}{4}} \hat{\sigma} \quad (15)$$

E $\hat{\sigma}$ expressa-se como:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N_{co}(T_{pre} - 1)} \sum_{i=1}^{N_{co}} \sum_{t=1}^{T_{pre}-1} (\Delta_{it} - \bar{\Delta})^2 \quad (16)$$

Em que Δ_{it} e $\bar{\Delta}$ são definidos da seguinte forma:

$$\Delta_{it} = y_{i(t+1)} - y_{it} \quad (17)$$

$$\bar{\Delta} = \frac{1}{N_{co}(T_{pre} - 1)} \sum_{i=1}^{N_{co}} \sum_{t=1}^{T_{pre}-1} \Delta_{it} \quad (18)$$

Sendo que as variáveis N_{co} são o número de unidades controle, N_{tr} o número de unidades tratadas, T_{pre} o número de períodos pré-tratamento e T_{pos} o número de períodos pós-tratamento, e y_{it} , como já antecipado, a variável de resultado para a unidade i no tempo t .

O peso dos períodos ou pesos dos tempos é obtido por meio da solução do problema de otimização abaixo:

$$(\hat{\lambda}_0, \hat{\lambda}^{sdid}) = \underset{\lambda_0 \in \mathbb{R}, \lambda \in \Lambda}{\operatorname{argmin}} \ell_{temp}(\lambda_0, \lambda) \quad (19)$$

Em que $\ell_{unid}(\omega_0, \omega)$ é dado por:

$$\ell_{temp}(\lambda_0, \lambda) = \sum_{i=1}^{N_{co}} \left(\lambda_0 + \sum_{t=1}^{T_{pre}} \lambda_t y_{it} + -\frac{1}{T_{pos}} \sum_{t=T_{pre}+1}^T y_{it} \right)^2 \quad (20)$$

E o espaço Λ é estabelecido como

$$\Lambda = \left\{ \lambda \in \mathbb{R}_+^T : \sum_{t=1}^{T_{pre}} \lambda_t = 1, \lambda_t = T_{pos}^{-1}, \forall t = T_{pre} + 1, \dots, T \right\} \quad (21)$$

Considerando o objetivo final de calcular o ATT, ou $\hat{\tau}^{sdid}$, o algoritmo se resume à sequência: inicialmente calcular o parâmetro de regularização ζ , em seguida calcular o peso das unidades $\hat{\omega}^{sdid}$, na sequência calcular o peso dos tempos $\hat{\lambda}^{sdid}$, e por fim alimentar a equação do estimador já apresentada. Para os cálculos em questão foram utilizados os algoritmos do pacote *sdid* ou *synthdid* (*Synthetic Difference-in-Differences*) do software estatístico Stata conforme descrito por Clarke *et al.* (2023) baseados no trabalho de Arkhangelsky *et al.* (2021).

Essas três técnicas apresentadas foram aplicadas ao terceiro banco de dados, apresentado na seção anterior, referente ao histórico de crimes registrados mensalmente nas cidades do estado do Rio de Janeiro entre 2014 e 2022, com o objetivo de se descrever os dados, seu comportamento e estimar efeitos de causalidade do advento do Pix na criminalidade.

4. Discussão e Resultados

Esta seção apresentará sequencialmente os resultados das análises dos três bancos de dados estudados. Inicialmente partindo dos resultados qualitativos da evolução dos meios de pagamento, segundo os registros do BACEN, sequencialmente apresentando os resultados qualitativos da situação da criminalidade patrimonial nas unidades federativas de acordo com o Fórum de Segurança Pública e, por fim, os resultados quantitativos acerca do advento do Pix nas cidades do estado do Rio de Janeiro, obtido do Instituto de Segurança (ISP-RJ).

4.1. Evolução do meio de pagamento PIX

Para contextualizar a importância do advento do meio de pagamento Pix, foram examinados dados disponibilizados pelo Banco Central do Brasil, em frequência diária entre janeiro de 2017 e julho de 2022. Esses dados podem ser categorizados em dois grupos: de **número de transações** por um determinado meio de pagamento e de **valor transacionado** por um dado meio de pagamento.

Em termos de **número de transações** realizadas, verifica-se que entre os anos de 2017 e 2020 houve mais transações por boletos e TED. A partir do ano de 2021 e até 2022, que foi contabilizado até julho, verifica-se que houve mais transações por Pix, seguido pelos pagamentos via boleto e TEDs na sequência. Ou seja, a partir da implementação do Pix verifica-se um ganho de protagonismo por esse meio de pagamento, frente ao boleto e à TED, ao menos no quesito quantidade de transações. Quando se analisa o acumulado do período, entre 2017 e 2022, verifica-se o cenário equilibrado em número total de transações por meio do Pix e boleto. Analisando-se a média e a mediana, os maiores são para o meio de pagamento Pix, decorrente dos anos de 2021 e 2022, quando seu efeito fica evidenciado pela concentração das distribuições de seu uso nos últimos dois dos cinco anos analisados.

Em termos de **valores transacionados**, entre os anos de 2017 e 2021, houve maior valor transacionado por TED e seguido de boleto. Para o ano de 2022, contabilizado até julho, verifica-se que houve maior valor transacionado por TED, seguido pelos montantes movimentados via Pix. Ou seja, a partir da implementação do Pix, verifica-se um ganho de importância desse meio de pagamento equiparando-se aos montantes movimentados por boleto. Quando se analisa o acumulado do período, entre 2017 e 2022, verifica-se que o valor transacionado por TED supera a soma de todas os demais meios de pagamentos, ou seja, os valores movimentados por Pix, boleto, DOC, cheques e TEC não compõem 25% de todo valor movimentado por TED no período.

No período agregado, pode-se observar que, em termos **de número de transações**, os dois meios de pagamento mais utilizados mostraram 18.128.708.252 e 18.275.974.339 transações por Pix e boleto, respectivamente. Já para **os valores movimentados** constata-se que houve movimentação de R\$157.986.331.005.748,00 por TED e R\$21.278.066.813.741,30 para boleto, estando o Pix na terceira colocação em termos de valores, com movimentação de R\$9.496.581.334.528,84. Desse modo, há uma suposta preferência por meios de pagamento que não refletem quantidade de transações e valores transacionados.

Essa exposição pode ser facilitada por representações gráficas com a suavização por meio de funções de KDE (*Kernel Density Estimation*), aplicando-se a função kernel de Epanechnikov, por sua mínima variância, obtém-se o que se apresenta nas figuras 1 e 2.

Figura 1: Evolução dos meios de pagamentos (suavizado) – quantidades diárias

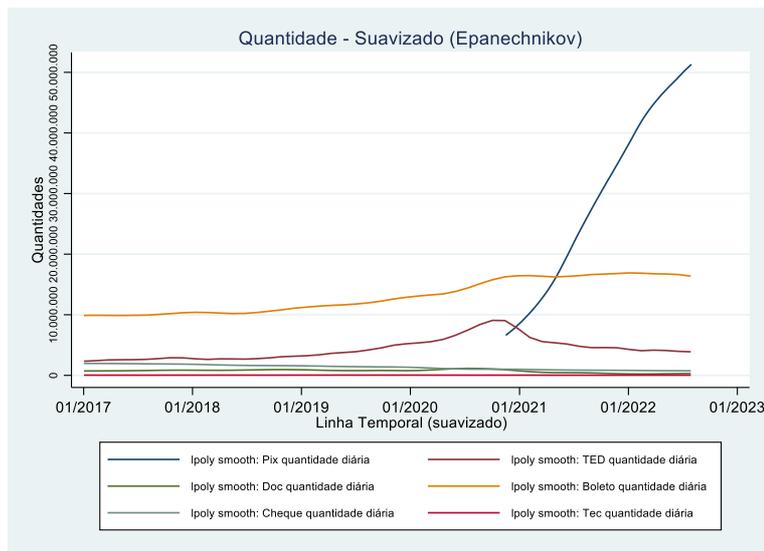
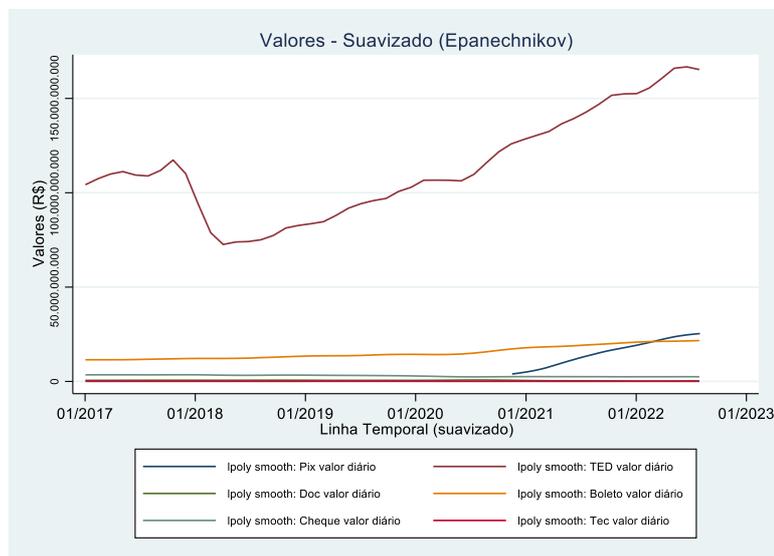


Figura 2: Evolução dos meios de pagamentos (suavizado) – valores diários



No agregado do período examinado, a composição percentual dos meios de pagamento **em quantidades** movimentadas mostra equilíbrio entre os meios de pagamento de boleto e Pix, e, em percentagem menos expressiva, o pagamento via TED. Os demais meios de pagamento, TEC, cheque e DOC perfazem conjuntamente o total de aproximadamente 20% das transações do período. No que tange aos **valores movimentados**, a maioria dos valores em questão foram transacionados via TED, com aproximadamente 82% dos valores movimentados no período.

Os gráficos de *boxplot* são gráficos de distribuição e apresentam os comportamentos de medidas posição dos dados, sendo apresentados nas figuras 3 e 4 para **quantidades transacionadas** e **volume movimentado**, respectivamente. Na figura 3, verificam-se perfis anuais semelhantes para os meios de pagamento nos anos de 2017, 2018 e 2019 e, também, que as medianas e amplitudes para as transações por boleto incrementam ano a ano e são superiores às dos demais meios de pagamento até o ano de 2021, quando as transações por Pix ganham volume. Verifica-se que as medianas e amplitudes dos pagamentos por Pix superam as demais nos anos de 2021 e 2022. E pela figura 4, verifica-se que as medianas e amplitudes, em termos de valores transacionados, são superiores para as TEDs em todo período avaliado, apresentando menores valores em 2018 e os maiores em 2022, a despeito da implementação do Pix.

Figura 3: *Boxplot* dos meios de pagamentos – quantidades

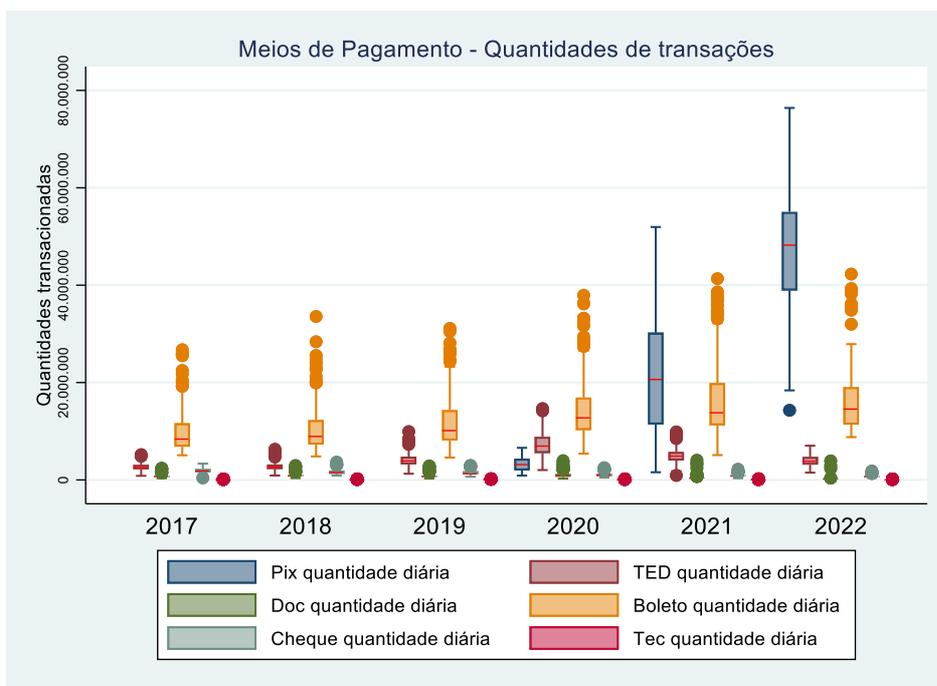
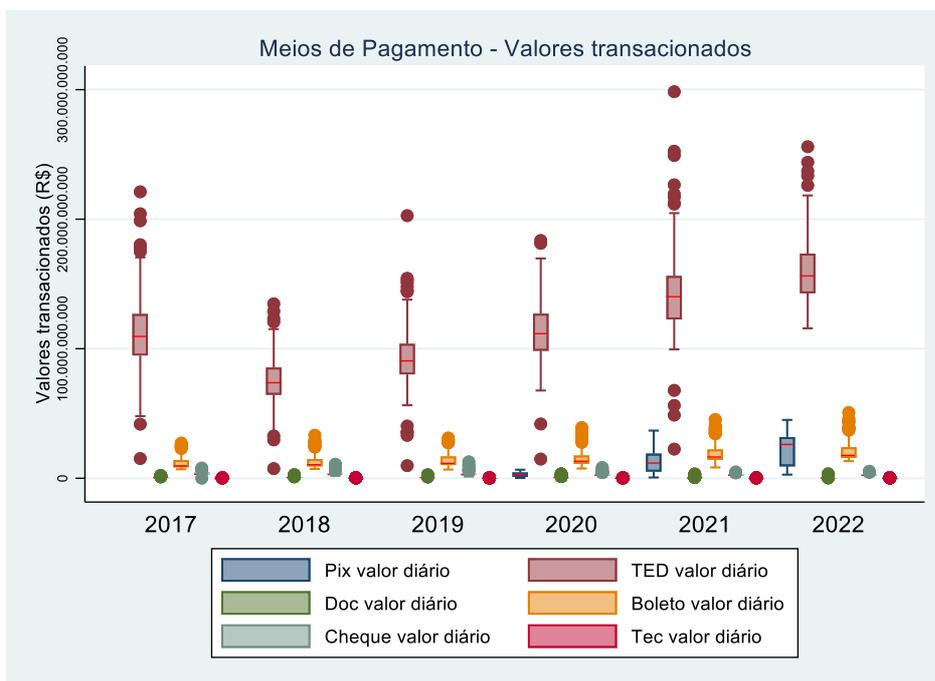


Figura 4: *Boxplot* dos meios de pagamentos – valores



Uma análise relevante é a verificação da correlação entre os dois grupos de variáveis: a das quantidades movimentadas e a dos valores transacionados. A correlação é um instrumento utilizado para avaliar a força e o sentido da relação entre duas variáveis.

As tabelas 1 e 2 abaixo apresentam os resultados para os dois grupos.

Tabela 1: Correlação pareada dos meios de pagamentos – quantidades no período

Acumulado	pix_qtd	ted_qtd	doc_qtd	boleto_qtd	cheque_qtd	tec_qtd
pix_qtd	1					
ted_qtd	-0,4384*	1				
doc_qtd	-0,3220*	0,2542*	1			
boleto_qtd	0,0809	0,5728*	0,1583*	1		
cheque_qtd	-0,2489*	-0,1899*	0,4334*	0,2353*	1	
tec_qtd	-0,0050	0,0414	0,1341*	-0,0988*	-0,0737*	1

Nota: os valores indicados por * são valores estatisticamente significativos a 95% de confiança

Pela tabela 1, verifica-se que as correlações entre Pix e os demais meios de pagamento à exceção do boleto, é negativa, sugerindo que a elevação do número de transações por Pix está associada à redução das quantidades de transações pelos demais meios de pagamento. A correlação entre boletos e Pix, embora positiva, é próxima de zero e sem significância estatística no intervalo de confiança considerado.

Tabela 2: Correlação pareada dos meios de pagamentos – valores no período

Acumulado	pix_valor	ted_valor	doc_valor	boleto_valor	cheque_valor	tec_valor
pix_valor	1					
ted_valor	0,6028*	1				
doc_valor	-0,1467*	-0,1077*	1			
boleto_valor	0,3529*	0,6045*	0,0649*	1		
cheque_valor	0,1638*	0,1015*	0,2297*	0,3326*	1	
tec_valor	0,0403	0,0295	0,1998*	-0,0819*	-0,0767*	1

Nota: os valores indicados por * são valores estatisticamente significativos a 95% de confiança

Pela tabela 2, verifica-se correlação positiva e estatisticamente significativa entre os valores movimentados por Pix e TED, boleto e cheque, sugerindo que, ainda que as quantidades de transações desses meios de pagamento possam parecer concorrentes; quando se analisa a correlação em termos de valores, estes são positivos e estatisticamente significativos, sugerindo que o Pix pode não atuar como um concorrente da TED ou do boleto, e sim um complemento desses meios de pagamento. As transações por DOC, entretanto aparentam redução de volume financeiro transacionado e quantidades de transações realizadas.

A despeito das limitações de teste de hipóteses nesse escopo de análise como sazonalidades, a não equivalência dos fenômenos macroeconômicos, como inflação, taxas de consumo e desemprego, e taxas de juros, além, evidentemente, das limitações técnicas do ferramental estatístico, como a diferença e magnitude do número de observações, é de interesse uma verificação preliminar se o advento do Pix altera as quantidades e valores movimentados por outras formas de pagamento como o TED. Verifica-se que a média de quantidades de TED após a instituição do meio de pagamento Pix é maior que a média antes de sua implementação e que a média dos valores movimentados de TED após a implementação da forma de pagamento Pix é maior que a média dos valores antes dela, e os valores da diferença são estatisticamente significativos para o nível de significância de 5%.

De modo geral, não se verificam elementos sugestivos de que o meio de pagamento Pix tenha impacto negativo sobre as transações de outros meios de pagamento, em especial, o TED. As análises de correlação apontam que, embora as quantidades movimentadas por TED sejam negativamente correlacionadas com as quantidades por Pix, os valores movimentados apresentam correlação positiva. Os achados dos dados analisados sugerem que o Pix atua como um meio de pagamento complementar aos demais.

As tabelas e gráficos complementares dessa discussão constam no apêndice.

4.2. Crimes patrimoniais no cenário nacional

No escopo deste trabalho é importante apresentar o cenário atual dos crimes patrimoniais envolvendo dispositivos móveis e, para isso, descrever e analisar o fenômeno com base nos dados disponibilizados pelo Anuário de Segurança pública, em frequência anual de observações e entre 2018 e 2021 para cada um dos 27 entes federativos.

A tabela 3 abaixo mostra as estatísticas de furtos e roubos de celulares no Brasil.

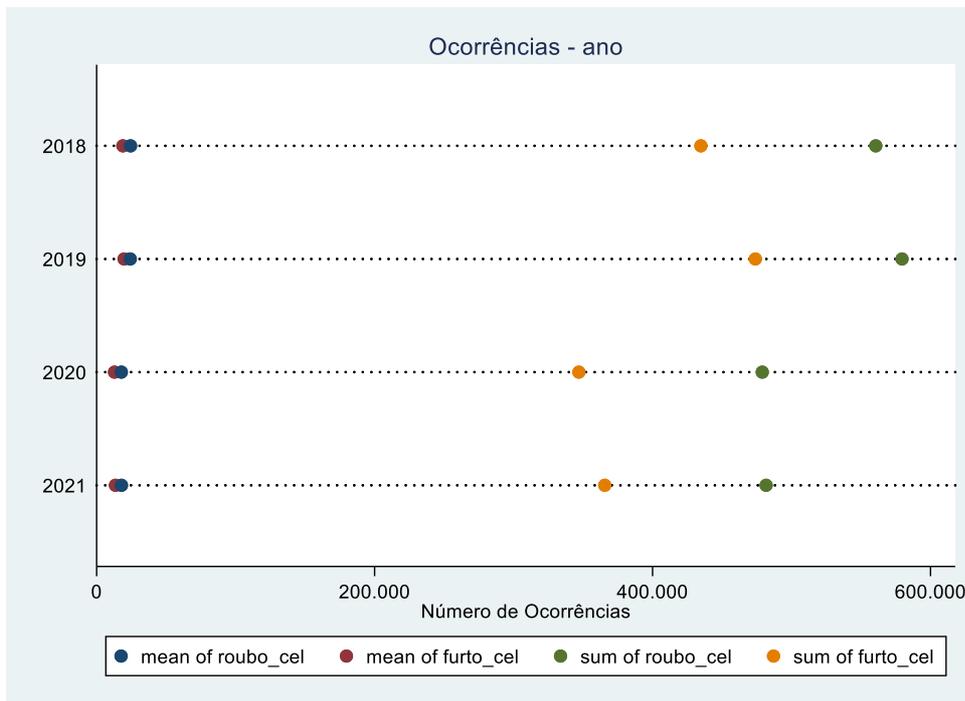
Tabela 3: Estatísticas de ocorrências de furtos e roubos de celulares por ano

ano	variable	min	max	mean	sd	p50	sum
2018							
	roubo_cel	335	199.187	24.373,26	40.879,26	9.637	560.585
	furto_cel	121	170.443	18.902,52	35.404,92	10.338	434.758
2019							
	roubo_cel	768	194.228	24.145,25	38.286,13	16.942,50	579.486
	furto_cel	817	189.952	19.747,79	38.218,66	11.368,50	473.947
2020							
	roubo_cel	845	149.647	17.738,85	28.266,59	11.679	478.949
	furto_cel	413	127.703	12.850,89	24.320,97	8.376	346.974
2021							
	roubo_cel	1.016	150.333	17.840,52	28.601,97	10.492	481.694
	furto_cel	403	139.128	13.541,44	26.217,03	9.494	365.619
Total							
	roubo_cel	335	199.187	20.799,15	33.700,77	11.679	2.100.714
	furto_cel	121	189.952	16.052,46	30.884,29	9.521	1.621.298

Nota: *mean* é a média dos valores, *min* é o valor da observação mínima, *max* é o valor da observação máxima, *sd* é o desvio padrão, *p50* é a mediana e *sum* é a soma dos valores

Percentualmente, as ocorrências de furtos representam 43,56% e os roubos 56,44% delas, sugerindo um aparente equilíbrio ou ainda sutil predileção pelos crimes violentos por parte dos perpetradores. Pode-se constatar que o número de ocorrências registradas para os crimes de roubo é superior às de furto para todos os anos, e que o número de ocorrências registradas, bem como suas médias para os biênios 2018-2019 é superior às registradas para os biênios 2020-2021. Esses dados podem ser mais facilmente visualizados e essa situação identificada, por meio de um gráfico de *dot plot* apresentado na figura 5 abaixo.

Figura 5: *Dot plot* das ocorrências anuais

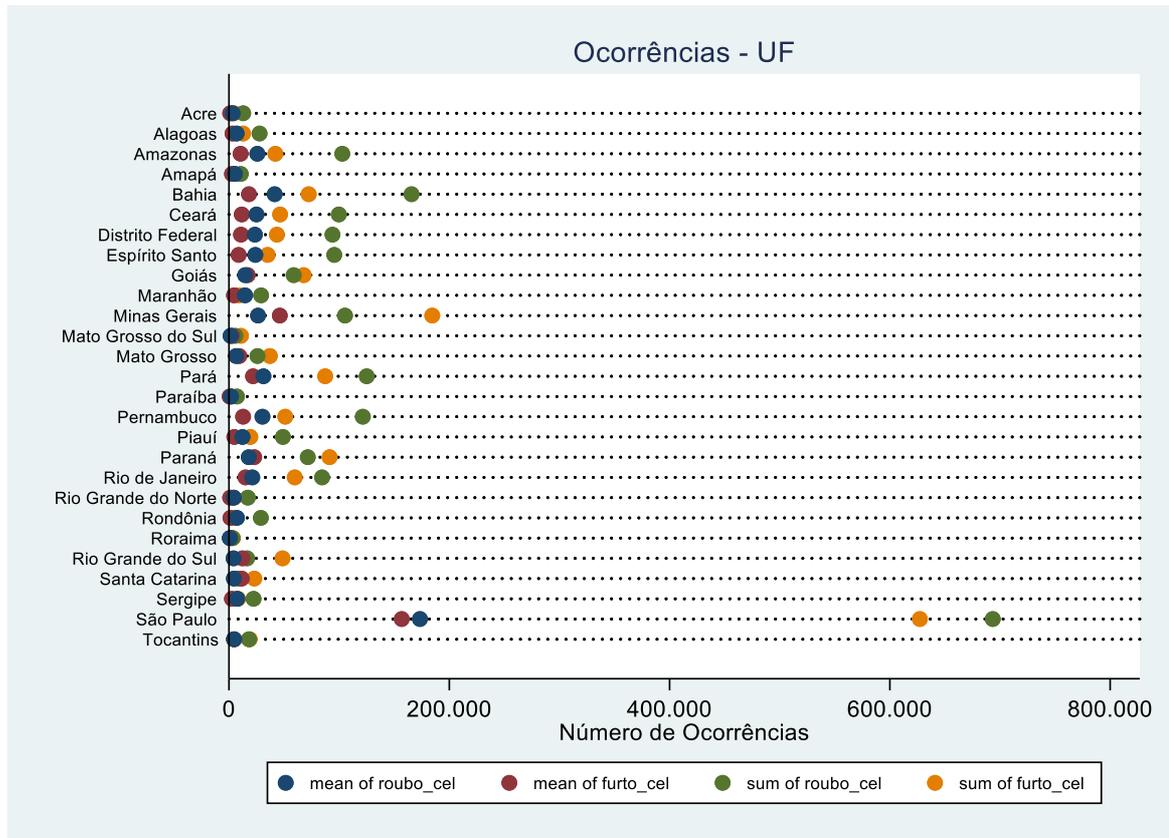


Nota: *mean* é a média dos valores e *sum* é a soma dos valores

Esses dados levam ao questionamento se as médias de roubos e furtos para o biênio 2018-2019 seriam estatisticamente diferentes das médias para o biênio 2020-2021; assim, foram analisadas por meio de um teste t as respectivas médias e não se observam evidências para a rejeição da hipótese nula no nível de significância de 5%.

Pode-se analisar discriminadamente os dados por estados e assim identificar características do cenário criminológico nacional, assim: o estado de SP é aquele de maior registro de ocorrências de furtos e roubos de celulares em âmbito nacional. Em termos de furto de celulares, SP é seguido por MG, PR, PA e BA, já em termos de roubo de celulares, SP é acompanhado por BA, PA, PE e MG, assim, SP, BA, MG e PA são estados mais numerosamente relevantes em termos de crimes patrimoniais de equipamentos celulares. Se for feita uma análise inversa, ou seja, dos estados com menores registros de crimes dessas naturezas, verifica-se que RR, MS, PB, SC e AP são os estados com menor número de ocorrências de roubos de celulares e PB, RR, RN, AC e RO são os de menor registro de furtos, assim os de menor criminalidade patrimonial são RR e PB. Os dados podem ser dispostos de maneira visual por meio de um gráfico de *dot plot*, que é apresentado na figura 6.

Figura 6: *Dot plot* das ocorrências por UF



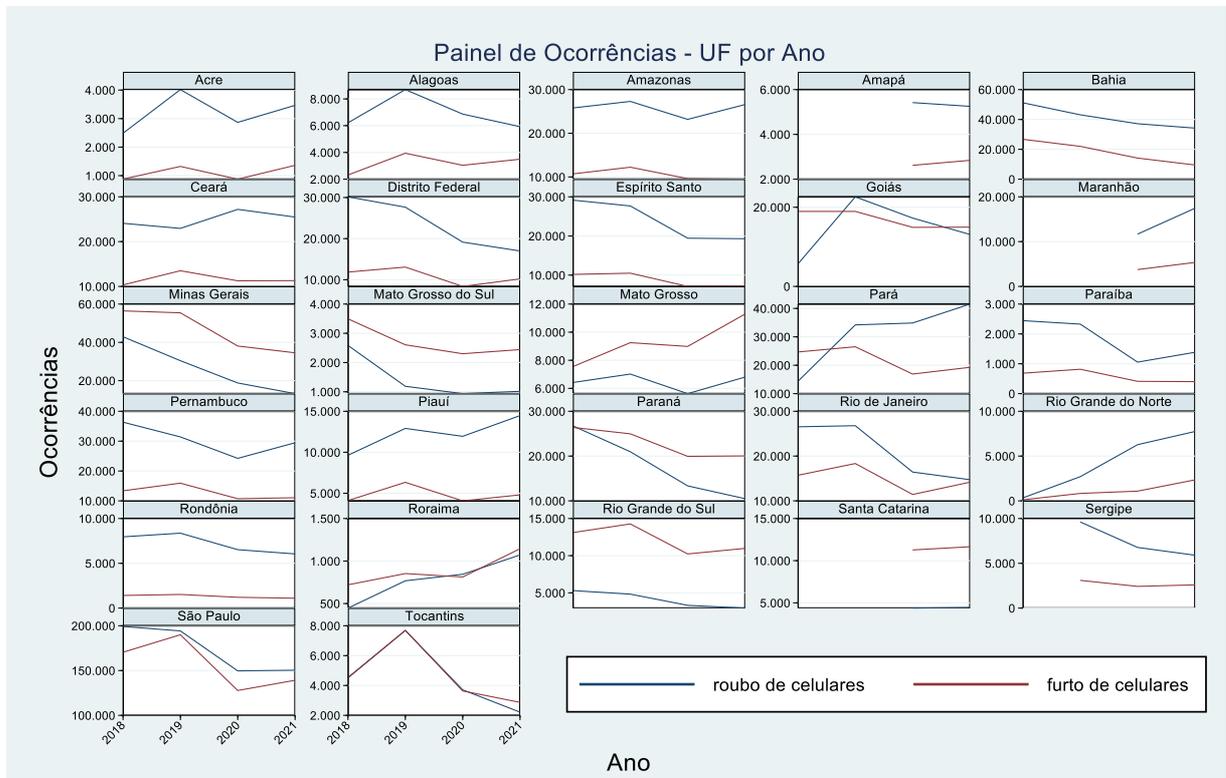
Nota: *mean* é a média dos valores e *sum* é a soma dos valores

Vale ressaltar que os dados são em valores absolutos e não relativos, assim os estados com maiores densidades demográficas potencialmente apresentam valores acima daqueles em que a situação de densidade demográfica seja menor.

Discriminando-se anualmente, constata-se que no ano de 2018 os estados de SP, BA e MG são os de maior número de registros de ocorrências para ambos os crimes, furtos e roubos de celulares; para o ano de 2019, SP e PA estão à frente para os dois crimes. No ano de 2020, os três estados de maior registro para roubos permanecem os mesmos SP, BA e PA, ao passo que para os furtos tem-se SP, MG e PR. No ano de 2021, SP, BA e PA continuam os mais representativos para os roubos, e para os furtos o mesmo cenário do ano anterior se sustenta, com SP, MG e PR; assim, pode-se dizer que, SP, MG, BA, PA e PR são os estados mais afetados por essa sistemática criminológica.

Uma maneira visualmente agradável de se apresentar os dados é por meio do uso dos gráficos de *panel plot*, apresentados na figura 7 abaixo.

Figura 7: *Panel plot* das ocorrências por UF anualmente

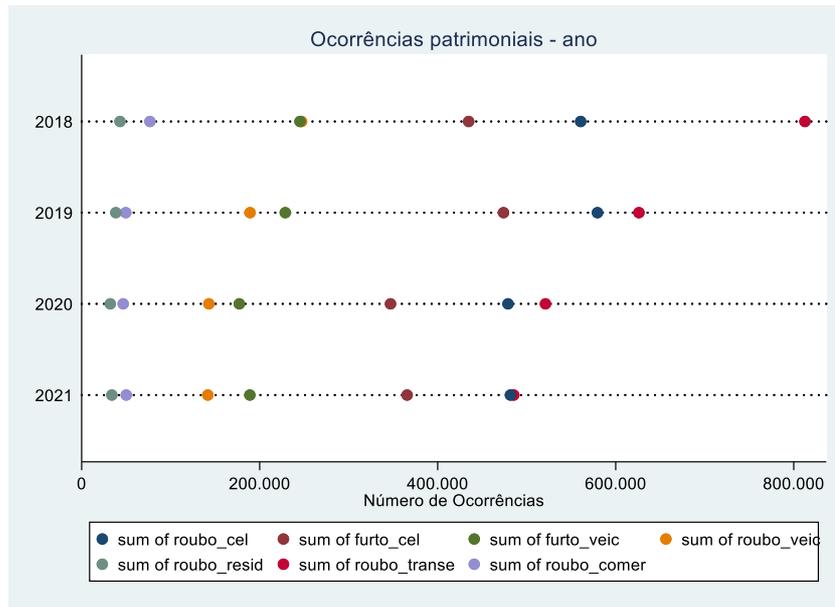


A figura acima permite evidenciar as tendências das unidades federativas para os dois tipos de crimes examinados ao longo dos anos, sendo que para algumas unidades federativas, como MT, RN e RR, são identificadas tendências de crescimento dos registros de furtos e roubos de celulares, sendo que para outras UF, tais como BA, DF, ES, MG, PR, RO, SE e RJ observa-se uma tendência de queda.

Sob outro prisma, é conveniente conhecer como se enquadram os furtos e roubos de celulares frente a outros tipos de crimes patrimoniais.

Incluindo-se outras modalidades de crimes patrimoniais na análise, como: roubos residenciais e a comércios, furtos e roubos de veículos, roubos a transeuntes, constata-se que o número de ocorrências apresenta redução de 2018 até 2020, sendo que em 2018 foram registradas 2.419.910, em 2019 foram 2.185.271, em 2020 foram 1.745.882; entretanto em 2021, registra-se um sutil incremento e passa para 1.747.394 ocorrências registradas. A progressão anual dos dados pode ser visualizada por meio de um gráfico de *dot plot* apresentado na figura 8 abaixo, com a soma das ocorrências anualmente registradas.

Figura 8: *Dot plot* de crimes patrimoniais por ano



Nota: sum é a soma dos valores

De imediato, também se observa queda progressiva no registro de roubos a transeuntes de 2018 a 2021, única modalidade de crime patrimonial que apresentou queda em todos os anos do período avaliado.

Uma questão que surge da observação desses dados é relativa ao comportamento da correlação entre essas variáveis de tipos crimes. Assim, apresenta-se a tabela de correlação abaixo.

Tabela 4: Correlação pareada dos crimes patrimoniais

Crimes	roubo_cel	furto_cel	furto_veic	roubo_veic	roubo_resid	roubo_transe	roubo_comer
roubo_cel	1						
furto_cel	0,9539*	1					
furto_veic	0,9253*	0,9767*	1				
roubo_veic	0,7537*	0,7309*	0,7887*	1			
roubo_resid	0,7546*	0,8265*	0,8106*	0,5876*	1		
roubo_transe	0,7078*	0,6652*	0,6566*	0,7873*	0,6671*	1	
roubo_comer	0,7497*	0,8167*	0,8408*	0,7594*	0,8497*	0,7525*	1

Nota: os valores indicados por * são valores estatisticamente significativos a 95% de confiança

A matriz de correlação mostra que todos os valores são positivos e com significância estatística, podendo-se considerar que os crimes patrimoniais são altamente correlacionados entre si, não se observando, por exemplo, evidências de que exista concorrência entre os crimes, mas sim um deslocamento conjunto das observações em um mesmo sentido.

As tabelas e gráficos complementares que embasaram essa discussão encontram-se no apêndice.

Considerando o que foi discutido, e observando-se os números e o período examinado, entende-se que o cenário da criminalidade no Brasil é complexo. No intervalo analisado de 4 anos, foram registrados, na média anual de ocorrências de furtos e roubos de celulares, 930.503, ou seja, praticamente um milhão de equipamentos subtraídos anualmente. Outro ponto de atenção é o fenômeno da pandemia de Covid-19, de maior magnitude em 2020, e as restrições de circulação dela decorrentes e que provocaram reduções, ainda que aparentes, nas criminalidades patrimoniais entre 2020 e 2021, presumivelmente em razão das políticas de distanciamento social, alinhado com que se discorre no Anuário da Segurança Pública do Brasil (2022). Assim, considerando a progressão temporal para o agregado dos estados, ou seja, o Brasil como um todo, e verificando cada um dos estados independentemente, os achados se alinham aos apontamentos e considerações do Anuário Brasileiro da Segurança Pública (2022), que indicam que a análise do cenário nacional puramente camufla variações regionais importantes. Em contexto ampliado, considerando os demais crimes patrimoniais, como furtos e roubos de veículos, também se verifica queda nos anos de 2020 e 2021, seguindo o perfil verificado para os furtos e roubos de celulares, elementos corroborados pela análise de correlação, que sinalizam encaminhamento paralelo dos tipos de crimes patrimoniais.

Os achados são compatíveis com os apontados pelo Anuário Brasileiro da Segurança Pública (2022 b, p. 4):

Em 2020, quando da análise dos dados do primeiro semestre daquele ano, já impactado pelas medidas de distanciamento social impostas no contexto da pandemia de Covid-19, verificamos a intensificação da redução nos indicadores de roubo entre 2019 e 2020. Agora, ao analisar os dados de 2021, a identificação de tendência de redução nos crimes patrimoniais, sobretudo nos roubos, torna-se ainda mais difícil, tendo em vista a mudança de cenário no que se refere aos efeitos das medidas sanitárias na dinâmica da criminalidade.

4.3. O Pix e sua relação com crimes patrimoniais

O Anuário Brasileiro de Segurança Pública publicado pelo Fórum Brasileiro de Segurança Pública (2022 a, p. 118) relata que:

A preocupação pública com os crimes patrimoniais cometidos no ambiente digital ou a partir de meios eletrônicos tem crescido. A digitalização das finanças, de serviços e do comércio, especialmente impulsionada durante o período pandêmico,

contribui com a formação de um ambiente propício ao desenvolvimento de modalidades criminais que exploram vulnerabilidades nestes segmentos. Um dos momentos importantes neste contexto parece ter sido o lançamento do Pix como ferramenta simplificada de transferências bancárias. Esse processo tem associado as modalidades de roubos e furtos de celulares aos crimes de estelionato e, mais especificamente do estelionato digital, nos quais a vítima é induzida a realizar transferências, ou ainda, quando da subtração do celular com acesso a aplicativos bancários, tem quantias retiradas de sua conta bancária, ou tem compras ou empréstimos financeiros realizados em seu nome.

Assim, esta seção do trabalho pretende examinar a relação causal entre a criação do Pix e o comportamento de furtos e roubos de celulares nas cidades do Rio de Janeiro, por meio do emprego das técnicas de estudo de eventos em painel, diferença em diferenças de longo prazo e diferença em diferenças sintético aplicadas sobre o banco de dados do Instituto de Segurança Pública do RJ.

Embora haja, no banco de dados, registros relativos às mais variadas naturezas de crimes, as observações de interesse são as referentes aos crimes patrimoniais, em especial as de furtos e roubos de celulares e furtos e roubos totais. Discriminando-se por ano, de 2014 a 2022, tem-se o que se mostra na tabela 5.

Tabela 5: Estatísticas dos municípios do RJ anualmente para crimes patrimoniais

ano	variable	min	max	mean	sd	p50	sum
2014							
	roubo_celular	0	16,42	0,9300091	1,958054	0	1.026,73
	furto_celular	0	48,66	4,14692	4,891638	3,345	4.578,20
	total_roubos	0	211,63	24,32753	36,15349	9,17	26.857,59
	total_furtos	0	388,5	56,43277	39,32587	53,725	62.301,78
2015							
	roubo_celular	0	20,96	1,5	2,937638	0	1.656,00
	furto_celular	0	104,41	5,031766	5,824764	4,36	5.555,07
	total_roubos	0	183,81	21,60311	32,02686	8,05	23.849,83
	total_furtos	0	445,47	56,01758	40,18591	53,945	61.843,41
2016							
	roubo_celular	0	30,32	2,957355	5,01968	0	3.264,92
	furto_celular	0	56,33	5,105299	5,770296	3,93	5.636,25
	total_roubos	0	299,39	33,74621	49,48308	12,805	37.255,82
	total_furtos	0	337,88	53,6197	37,00143	51,925	59.196,15
2017							
	roubo_celular	0	58,74	3,490054	6,077206	0	3.853,02
	furto_celular	0	89,41	4,33433	6,130388	3,04	4.785,10
	total_roubos	0	363,17	34,38098	51,10011	13,49	37.956,60
	total_furtos	0	250,26	46,27455	30,66131	42,44	51.087,10

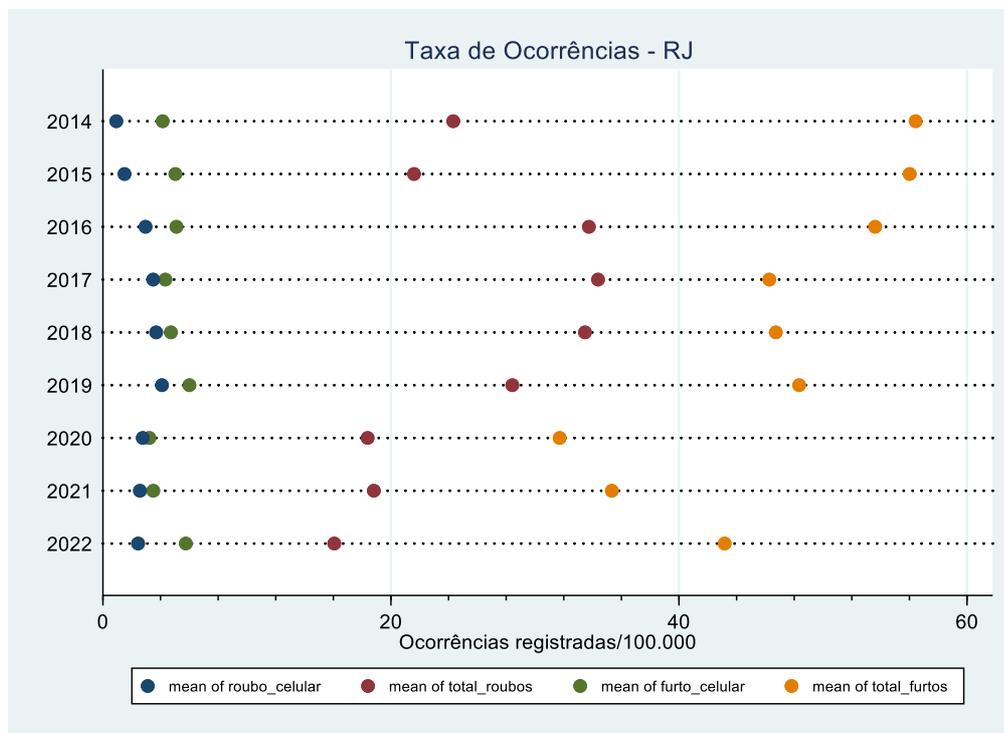
ano	variable	min	max	mean	sd	p50	sum
2018	roubo_celular	0	29,92	3,69904	5,6539	0	4.083,74
	furto_celular	0	53,05	4,72019	5,291743	3,705	5.211,09
	total_roubos	0	251,51	33,47272	47,78382	12,75	36.953,88
	total_furtos	0	287,02	46,72376	29,11049	42,085	51.583,03
2019	roubo_celular	0	43,1	4,098324	6,468266	0	4.524,55
	furto_celular	0	108,07	6,003995	7,158625	4,59	6.628,41
	total_roubos	0	205,18	28,4258	41,62662	10,83	31.382,08
	total_furtos	0	267,38	48,34355	31,09413	43,23	53.371,28
2020	roubo_celular	0	35,72	2,766809	4,847567	0	2.791,71
	furto_celular	0	90,94	3,220773	5,195561	1,89	3.249,76
	total_roubos	0	172,64	18,37982	28,7559	7,05	18.545,24
	total_furtos	0	307,25	31,71366	26,36184	26,95	31.999,08
2021	roubo_celular	0	25,8	2,572272	4,142183	0	2.253,31
	furto_celular	0	67,98	3,496895	4,640563	2,37	3.063,28
	total_roubos	0	121,08	18,8115	25,14055	8,605	16.478,87
	total_furtos	0	192,6	35,3407	20,32257	32,085	30.958,45
2022	roubo_celular	0	22,69	2,44446	3,959503	0	1.606,01
	furto_celular	0	146,01	5,756438	10,61168	3,88	3.781,98
	total_roubos	0	95,17	16,0626	21,40741	7,49	10.553,13
	total_furtos	0	282,84	43,17081	28,27319	36,74	28.363,22
Total	roubo_celular	0	58,74	2,734016	4,919318	0	25.059,99
	furto_celular	0	146,01	4,635516	6,233892	3,41	42.489,14
	total_roubos	0	363,17	26,16551	40,01608	10,08	239.833,00
	total_furtos	0	445,47	46,98925	33,40158	41,42	430.703,50

Nota: *mean* é a média dos valores, *min* é o valor da observação mínima, *max* é o valor da observação máxima, *sd* é o desvio padrão, *p50* é a mediana e *sum* é a soma dos valores

Verifica-se que os furtos e roubos de celulares correspondem a aproximadamente 10% dos totais de furtos e roubos no período considerado. Observando os dados na tabela e com o auxílio do gráfico de *dot plot* para visualização (figura 9), constata-se que os furtos ocorreram em maior taxa que os roubos nos anos avaliados, verificadas reduções nas respectivas taxas nos anos de 2020, 2021 e 2022. As médias das taxas de furtos e roubos de celulares apresentam crescimento até 2019 e posteriormente redução dos furtos e roubos de celulares até 2022. Essas situações ocorrem possivelmente em razão das políticas de distanciamento social e de restrições de circulação relativas ao Covid-19, que reduziu a oferta de bens circulantes e a atratividade de

crimes patrimoniais em residências. Entretanto, nota-se em 2022 um crescimento acentuado dos roubos de celulares, praticamente recuperando o cenário de 2019.

Figura 9: *Dot plot* da taxa de crimes de furtos e roubos de celulares por ano no estado do RJ



Isto posto, para a avaliação de impacto inicialmente procedeu-se ao estudo de ventos em painel. O modelo e a configuração principais do estudo de eventos em painel para o caso em questão já foram apresentados anteriormente, sabendo-se que a técnica exige que seja criada uma variável de tempo relativa ao período da adoção da política, ou seja, uma variável de tempo padronizada com base na qual são referenciados os períodos avaliados, assim do período -82 ao 18, obtendo-se, então, 82 *lags* e 18 *leads* – uma vez que há dados mensais de janeiro de 2014 até setembro de 2022 e o tratamento ocorreu a partir de novembro de 2020; as variáveis dependentes são (i) furtos de celulares e (ii) roubos de celulares; a parcela de efeito fixo de unidades são as 92 cidades do estado do Rio de Janeiro; a parcela de efeito fixo de tempo são os anos de 2014 a 2022. Os coeficientes das variáveis *lead* estimam os efeitos dinâmicos do tratamento em comparação a um período-base, por padrão admitido e omitido, para evitar a colinearidade, a *lag* igual a -1, que corresponde a um período antes da implementação do sistema de pagamento Pix; e os coeficientes das variáveis *lag* estimam os efeitos dinâmicos das unidades pré-tratamento em comparação ao período-base, a *lag* igual -1.

Clarke e Schythe (2021) apontam que nos estudos envolvendo inferência nas quais políticas são atribuídas a unidades, como estados e cidades, e em que os dados de resultados são acompanhados ao longo do tempo está passível à potencial ocorrência de correlação serial na variável de resultado no decorrer do tempo, sendo importante levar em consideração a correlação dentro do *cluster* nesses modelos, podendo ser empregado, como uma solução padrão para esses casos, o estimador de variância e covariância robusto em *clusters*, o CRVE (*cluster robust variance-covariance estimator*) para estimar os erros padrão e intervalos de confiança dos parâmetros de regressão. Assim, a configuração padrão deste estudo de eventos em painel empregou: (i) método de estimação dos coeficientes por efeitos fixos de alta dimensão – *high-dimension fixed effects* (HDFE); (ii) adotou o intervalo de confiança de 95% para as estimativas; (iii) foram utilizados todos os períodos de *lags* e *leads*, o chamado modelo totalmente saturado e (iv) com base no período imediatamente anterior ao evento, o *lag* -1.

Uma característica importante do evento estudado neste trabalho é que a implementação do Pix se deu simultaneamente em todo o território nacional, não havendo as chamadas unidades de “controles puros”, em que há unidades não submetidas a tratamentos, bem como não há defasagens temporais de início do tratamento (*staggered*). Desse modo, todas as unidades são submetidas ao tratamento a partir da mesma data, e com base nessa característica, os atrasos e avanços (*lags* e *leads*) capturam as diferenças entre as unidades tratadas em seus diversos períodos e o período-base omitido, o período imediatamente anterior ao evento.

Os resultados dos dois estudos de eventos em painel são apresentados abaixo.

Figura 10: Estudo de eventos em painel por ano no estado do RJ

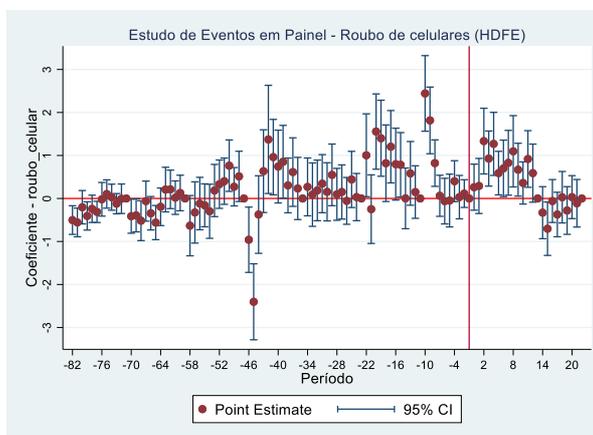


Figura 10a: Estudo de eventos em painel de roubo de celulares por ano no estado do RJ

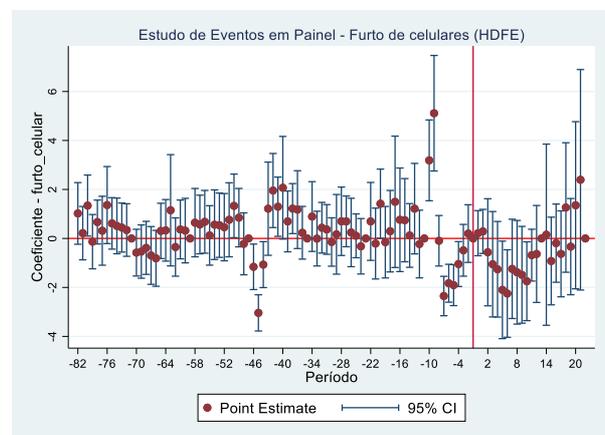


Figura 10b: Estudo de eventos em painel de roubo de celulares por ano no estado do RJ

A avaliação adequada dos efeitos pós-tratamento depende da “suposição das tendências paralelas”, a qual pode ser analisada observando-se os resultados do estudo de eventos nos períodos pré-tratamento, onde o conjunto completo de *leads* provê informações a respeito da significância estatística das diferenças em comparação com o período-base omitido.

A verificação visual dos gráficos permite identificar nos períodos pré-tratamento elementos da chamada “antecipação de efeito”, ou seja, pontos em que, ainda que o tratamento não tivesse sido aplicado, já se verifica alteração do comportamento da variável dependente, para o qual o efeito nulo foge dos limites do intervalo de confiança, sendo que a magnitude e quantidade desses desvios prejudicam a análise do impacto. Essas diferenças são mais pronunciadas no caso de roubos de celulares, para o qual também se nota que nos períodos mais próximos do tratamento (oito períodos) a tendência dos coeficientes e dos limites de confiança ao redor de zero não sugerem esses efeitos; já no que se refere a furtos de celulares, embora a difusividade desses comportamentos seja menor, próximo ao período de tratamento se verifica tendência ascendente dos coeficientes e com significância estatística, prejudicando a avaliação do efeito do tratamento. As avaliações de tendências prévias podem ser avaliadas também por testes F de significância estatística, sendo identificadas para ambos os estudos estatísticas F significativas com p-valor igual a zero, demonstrando haver períodos com significância estatística nos coeficientes dos períodos pré-tratamento. No que se refere aos efeitos pós-tratamento, para o caso de roubos de celulares, nos primeiros 12 períodos após o tratamento, verificam-se coeficientes com significância estatística de efeito positivo na variável dependente roubo de celulares, e após esse período, cessa-se o efeito verificado. Para o caso de furto de celulares, nos primeiros períodos pós-tratamento, verificam-se coeficientes negativos, mas com amplo intervalo de confiança, não possibilitando determinar a efetiva redução do efeito nessa variável, sendo verificada tendência de crescimento com o passar dos períodos. Os resultados dos estudos de eventos, bem como dos testes F de significância conjunta das *lags* podem ser vistos nos anexos.

Clarke e Schythe (2021) apontam que na técnica de estudo de eventos em painel, nos modelos em que não existem controles puros, verificam-se subidentificações, e com base nessa situação, aliada à antecipação de efeitos, subsequentemente foi empregada a técnica de diferença em diferenças de longo prazo, aplicando-se modificações no banco de dados que possibilitassem melhor processamento dos dados pela técnica em questão e que serão a seguir descritas. Diferentemente do painel horizontal empregado anteriormente, em que cada crime e

unidades/localidades eram variáveis individuais, foi feito *reshape* no banco de dados, verticalizando o painel e criando uma variável única de crimes empilhada, possibilitando a definição de crimes e cidades tratadas e controles de maneira operacionalmente conveniente. Adicionalmente, foram calculados *z-scores* das taxas de crimes por 100.000 habitantes, bem como foi restringido o número de meses avaliados: examinando-se 25 meses antes do tratamento (período 58) até 23 meses depois (período 105), compreendendo, então, de outubro de 2018 a setembro de 2022, totalizando 48 meses (tratamento corre no período 83); foi limitado o número de municípios participantes, tendo sido excluídos aqueles referentes aos municípios do interior. Adicionalmente, essas modificações no banco de dados foram realizadas com o intuito de se definir precisamente grupos de controle no estudo, relacionando as cidades e os crimes, bem como reduzir a amplitude e dispersão de valores observados, com o propósito de alinhar as tendências paralelas pré-tratamento nos grupos de controles e tratados.

Como grupos de tratamento foram considerados individualmente ou conjuntamente os furtos e roubos de celulares nas cidades do RJ exceto as do interior; e, como grupos de controle, foram considerados individualmente ou conjuntamente furtos e roubos de veículos, furtos totais exceto celulares e roubos totais exceto celulares, nas cidades do RJ excluindo-se as do interior. O quadro abaixo apresenta as regressões realizadas e os respectivos grupos de tratamento e controle para cada caso. A *rationale* por trás da definição do grupo de controle é a de que ele seria invariável à adoção do Pix embora apresentasse características comuns às dos crimes patrimoniais de furto e roubo de celulares, sujeitas às mesmas, ou semelhantes, variações nos demais termos e elementos.

Quadro 1 – Grupos tratados e controles

Regressão	Tratados	Controle
Reg 1	Roubo de celular e Furto de celular	Outros furtos e roubos (exceto celulares)
Reg 2	Roubo de celular	Outros furtos e roubos (exceto celulares)
Reg 3	Furto de celular	Outros furtos e roubos (exceto celulares)
Reg 4	Roubo de celular e Furto de celular	Roubos e furtos de veículos
Reg 5	Roubo de celular	Roubos e furtos de veículos
Reg 6	Furto de celular	Roubos e furtos de veículos
Reg 7	Roubo de celular	Roubos de veículos
Reg 8	Furto de celular	Furtos de veículos
Reg 9	Roubo de celular	Roubos exceto celulares
Reg 10	Furto de celular	Furtos exceto celulares

As regressões foram realizadas por meio do pacote *reghdfe* (*regression of high dimension fixed effects*) do *software* Stata clusterizando-se por municípios, tendo sido gerados

gráficos manualmente para representar os coeficientes e intervalos de confiança ao longo dos períodos examinados. Os gráficos correspondentes seguem nas figuras abaixo:

Figura 11: Efeitos de longo prazo – Regressão 1 e Regressão 2

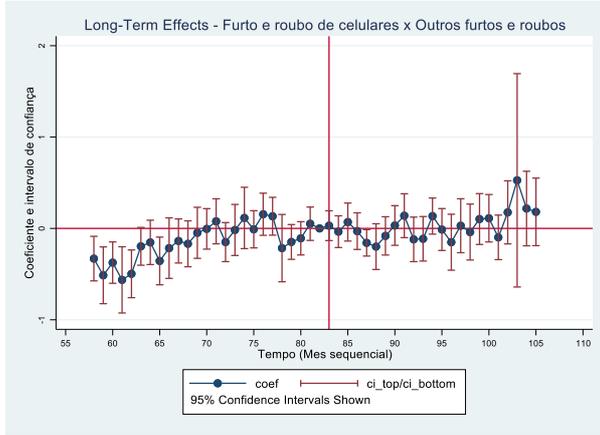


Figura 11a: Efeitos de longo prazo – Regressão 1

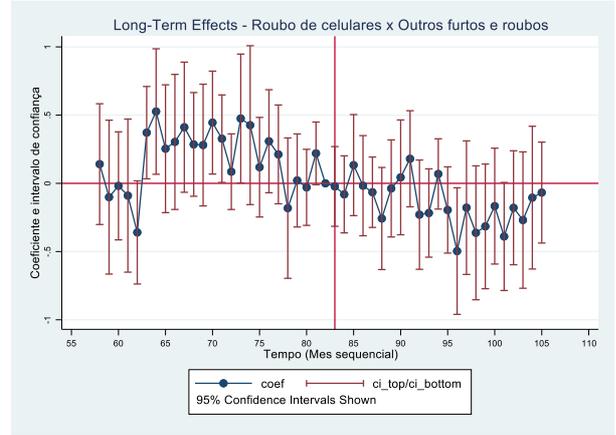


Figura 11b: Efeitos de longo prazo – Regressão 2

Figura 12: Efeitos de longo prazo – Regressão 3 e Regressão 4

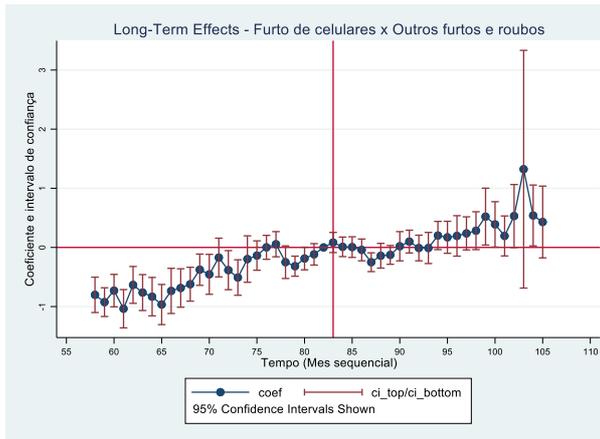


Figura 12a: Efeitos de longo prazo – Regressão 3

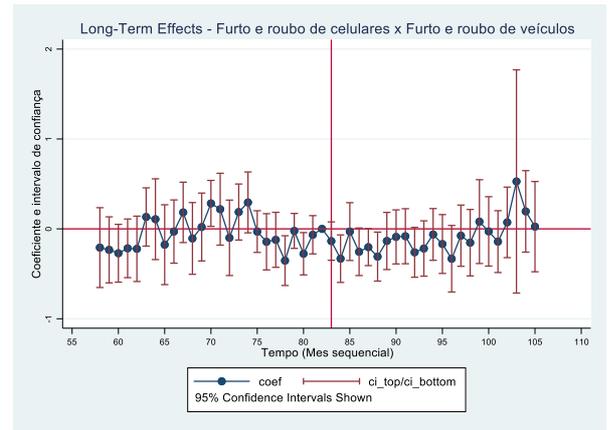


Figura 12b: Efeitos de longo prazo – Regressão 4

Figura 13: Efeitos de longo prazo – Regressão 5 e Regressão 6

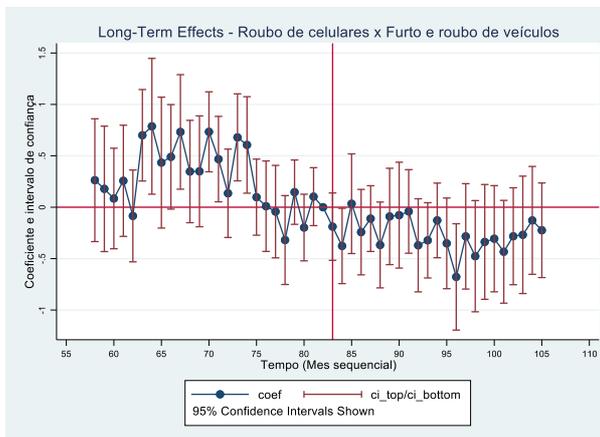


Figura 13a: Efeitos de longo prazo – Regressão 5

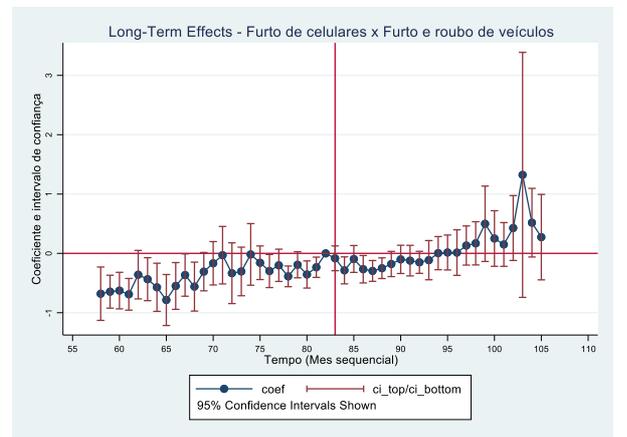


Figura 13b: Efeitos de longo prazo – Regressão 6

Figura 14: Efeitos de longo prazo – Regressão 7 e Regressão 8

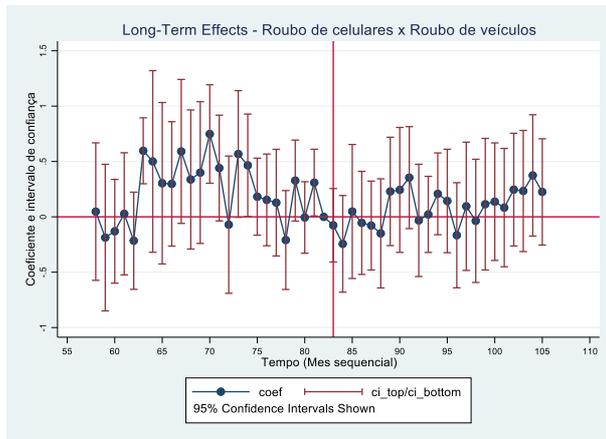


Figura 14a: Efeitos de longo prazo – Regressão 7

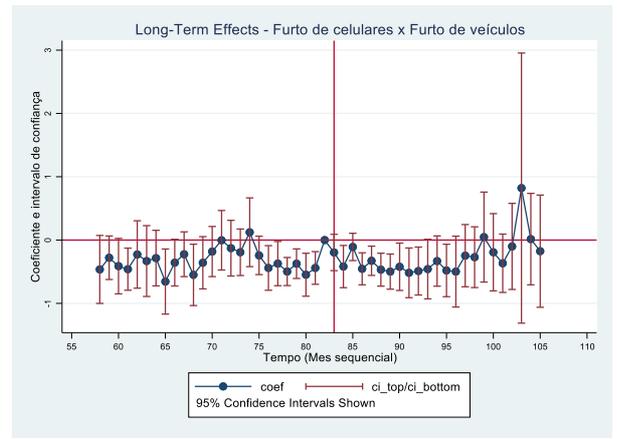


Figura 14b: Efeitos de longo prazo – Regressão 8

Figura 15: Efeitos de longo prazo – Regressão 9 e Regressão 10

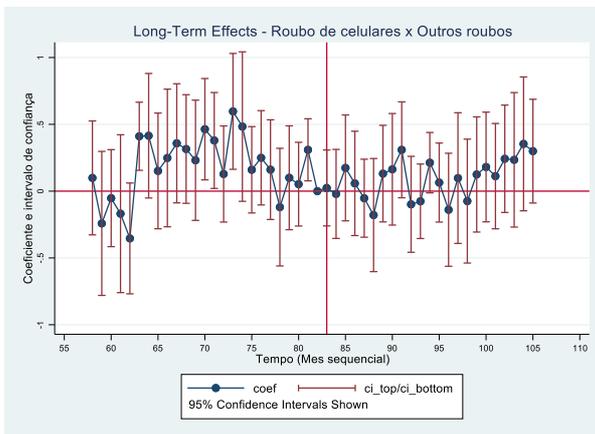


Figura 15a: Efeitos de longo prazo – Regressão 9

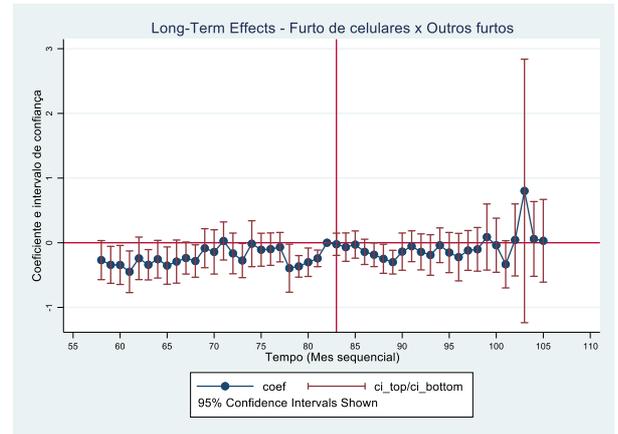


Figura 15b: Efeitos de longo prazo – Regressão 10

Nas três primeiras regressões, os grupos de controle são os crimes de furtos e roubos exceto os que envolvem celulares. Observa-se no caso da regressão 1, cujos grupos de tratamento são furtos e roubos de celulares conjuntamente avaliados, que as tendências paralelas prévias são preservadas na maioria dos períodos, à exceção dos cinco primeiros; entretanto não são observados efeitos significativos da implementação do tratamento. Para o caso da regressão 2, cujo grupo de tratamento é roubos de celulares, verifica-se tendência de redução dos valores dos coeficientes, entretanto, no geral, sem significância estatística. Na regressão 3, cujo grupo de tratamento é furtos de celulares, observa-se tendência de crescimento dos coeficientes, entretanto, verificam-se acentuados desvios das tendências paralelas prévias.

Nas três regressões seguintes, os grupos de controle são os crimes de furtos e roubos de veículos. Observa-se no caso da regressão 4, cujos grupos de tratamento são furtos e roubos

de celulares, que as tendências paralelas prévias são preservadas na maioria dos períodos examinados, à exceção de períodos mais próximos do tratamento, entretanto não são observados efeitos significativos da implementação do tratamento. Na regressão 5, cujo grupo de tratamento é roubos de celulares, verifica-se tendência geral de redução dos valores dos coeficientes, entretanto, sem significância estatística no período pós-tratamento, e as tendências prévias mostram desvios, prejudicando a hipótese de tendências paralelas. Na regressão 6, cujo grupo de tratamento é furtos de celulares, observa-se tendência de aumento dos coeficientes, porém, verificam-se desvios expressivos das tendências paralelas prévias, prejudicando a avaliação e validade do eventual efeito.

Na regressão 7, o grupo de controle é roubo de veículos e o grupo de tratamento é roubo de celulares, nos períodos pré-tratamento, verificam-se pontuais desvios das tendências paralelas, entretanto em períodos posteriores ao evento, não se constata efeitos significativos do tratamento. Na regressão 8, o grupo de controle é furto de veículos e o grupo de tratamento é furto de celulares, nos períodos pós-tratamento mais próximos são observadas reduções dos coeficientes com significância estatística, entretanto, observam-se acentuados desvios nas tendências prévias pré-tratamento, prejudicando a avaliação do impacto.

Na regressão 9, como grupo de controle consideram-se roubos exceto celulares e o grupo de tratamento é roubo de celulares: em períodos posteriores ao evento, não se constata efeitos significativos do tratamento; entretanto, nos períodos pré-tratamento, verificam-se desvios das tendências paralelas, prejudicando as conclusões das análises. Por fim, na regressão 10, como grupo de controle consideram-se os furtos exceto os de celulares e o grupo de tratamento é furto de celulares: nos períodos pós-tratamento, em geral, não são observados indícios de impactos da adoção do tratamento, uma vez que a maioria dos coeficientes não apresenta significância estatística; entretanto, observam-se acentuados desvios nas tendências prévias pré-tratamento, prejudicando a avaliação do impacto do tratamento.

Realizando-se testes F de significância conjunta para os coeficientes pré-tratamento, constata-se que os p-valores para todas as regressões são menores que 0,05: comprometendo a hipótese de tendências prévias, e conseqüentemente, prejudicando a avaliação do impacto do tratamento. Os *outputs* das regressões, com seus coeficientes e estatísticas, bem como dos testes F de significância conjunta das tendências prévias, podem ser vistos nos anexos.

Considerando a fragilidade e limitações da hipótese de tendências paralelas prévias identificadas nas análises acima, foi aplicada a técnica de diferença em diferenças sintético.

Essa técnica emprega ponderação de coeficientes pré-exposição de tratados e controles por meio do uso de: (i) pesos de unidade, assim alinhando unidades tratadas e controle, e pondera períodos pré-exposição e pós-exposição, pelo emprego de (ii) pesos de tempo e, então, estima equilibradamente as tendências prévias, assim “forçando” as tendências paralelas nos períodos pré-tratamento.

As regressões realizadas por esta técnica são análogas às realizadas anteriormente, mantendo-se os grupos de tratamento e controle, e foram realizadas por meio do pacote *sdid* (*synthetic difference-in-differences*) do Stata, clusterizando-se por municípios e com erros padrão estimados por *bootstrap*. Os gráficos correspondentes seguem nas figuras abaixo.

Figura 16: Diferença em Diferenças Sintético – Regressão 1 e Regressão 2

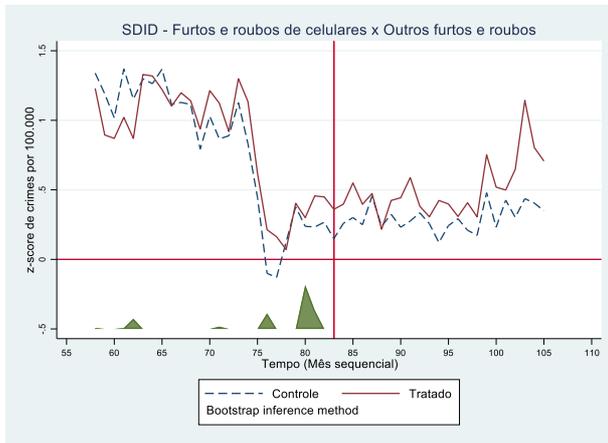


Figura 16a: Diferença em diferenças Sintético – Regressão 1

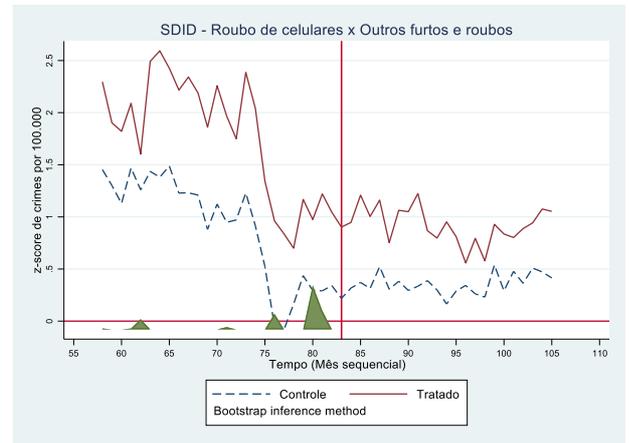


Figura 16b: Diferença em diferenças Sintético – Regressão 2

Figura 17: Diferença em Diferenças Sintético – Regressão 3 e Regressão 4

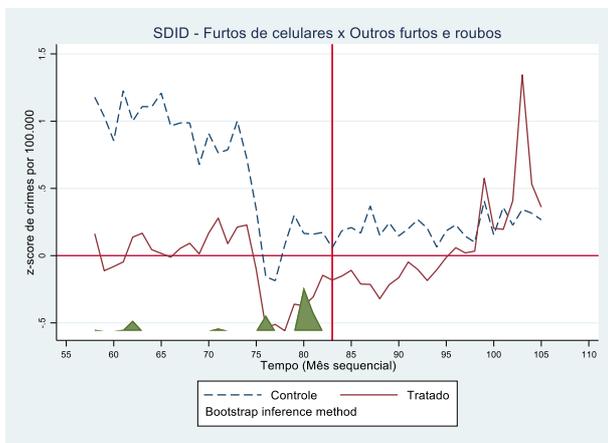


Figura 17a: Diferença em diferenças Sintético – Regressão 3

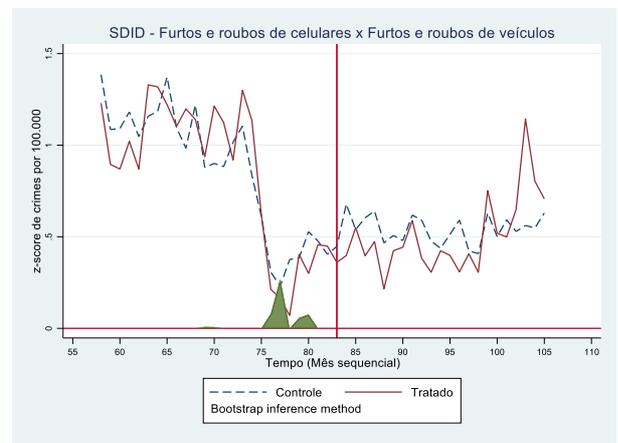


Figura 17b: Diferença em diferenças Sintético – Regressão 4

Figura 18: Diferença em Diferenças Sintético – Regressão 5 e Regressão 6

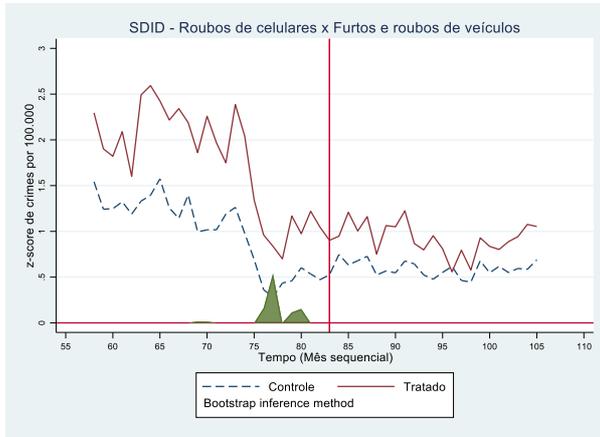


Figura 18a: Diferença em diferenças Sintético – Regressão 5

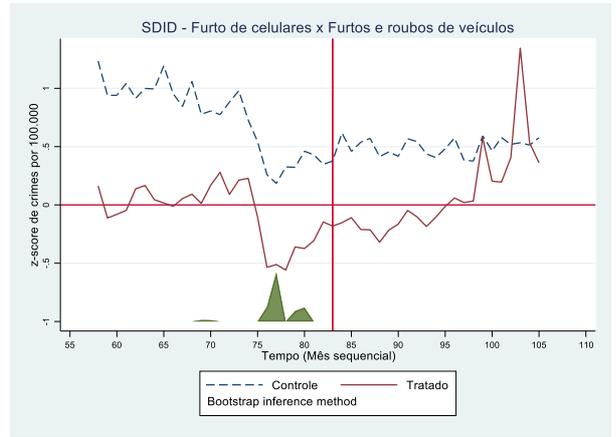


Figura 18b: Diferença em diferenças Sintético – Regressão 6

Figura 19: Diferença em Diferenças Sintético – Regressão 7 e Regressão 8

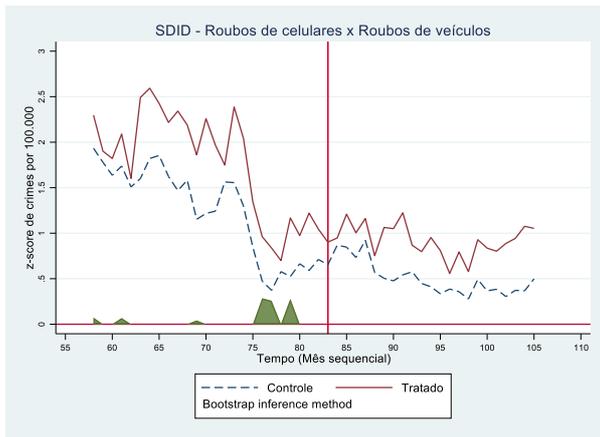


Figura 19a: Diferença em diferenças Sintético – Regressão 7

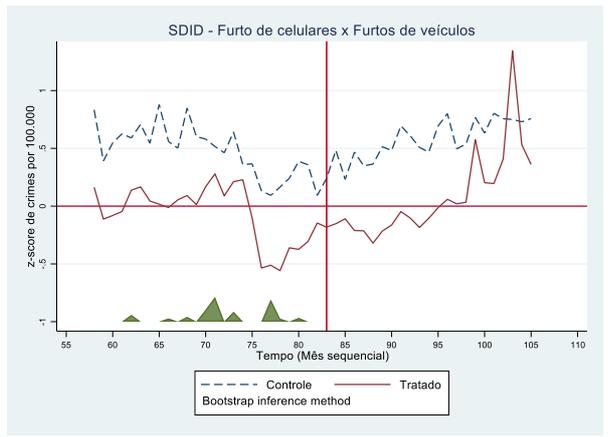


Figura 19b: Diferença em diferenças Sintético – Regressão 8

Figura 20: Diferença em Diferenças Sintético – Regressão 9 e Regressão 10

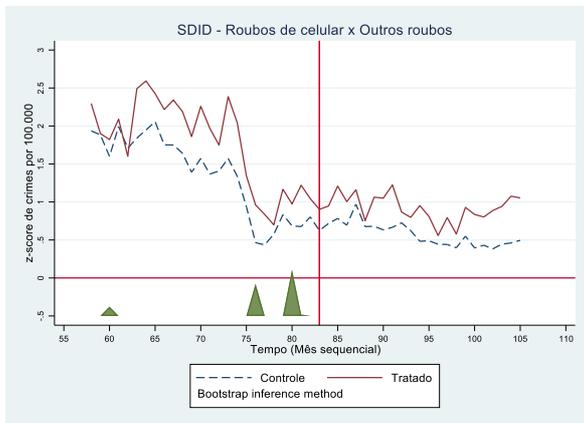


Figura 20a: Diferença em diferenças Sintético – Regressão 9

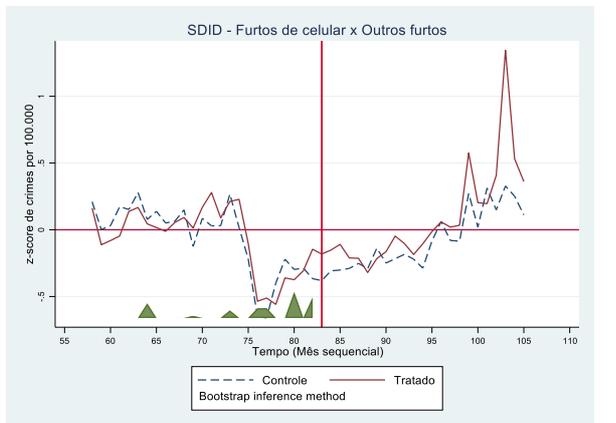


Figura 20a: Diferença em diferenças Sintético – Regressão 10

Nas regressões 1 a 3, os grupos de controle são os crimes de furtos e roubos gerais exceto os que envolvem celulares. O que se observa para esses três casos é que o estimador proporcionou ponderações aderentes às tendências paralelas prévias. Em especial no caso da regressão 1, cujos grupos de tratamento são furtos e roubos de celulares conjuntamente, nota-se que as tendências prévias de controles e tratados se situam próximas e inclusive invertendo suas posições próximo do período 70 (10/2019), presumivelmente em razão de ser um grupo de controle constituído de dois grupos (furtos e roubos de celulares) unificados com perfis e tendências possivelmente distintas, entretanto não são observados efeitos significativos da implementação do tratamento. Para o caso da regressão 2, cujo grupo de tratamento é roubos de celulares, verifica-se tendência de redução dos valores dos coeficientes, tanto para os controles como para os tratados, entretanto, após o tratamento, não se verifica efeito com significância estatística. Na **regressão 3**, cujo grupo de tratamento é furtos de celulares, observa-se tendência de crescimento dos coeficientes em período posterior à exposição ao evento, apresentando ATT de 0,40 estatisticamente significativo.

Nas três regressões subsequentes, de 4 a 6, os grupos de controle são os furtos e roubos de veículos. Verifica-se para esses casos é que o estimador alcançou ponderações compatíveis com a hipótese de tendências paralelas prévias, em especial nas regressões 5 e 6. No caso da regressão 4, e similarmente à regressão 1, nota-se que as tendências prévias de controles e tratados se posicionam próximas, eventualmente sobrepondo-se e até invertendo suas posições, pelas mesmas razões já comentadas anteriormente. Nos períodos pós-tratamento, observa-se tendência de aumento dos coeficientes dos tratados, entretanto não são observados efeitos significativos da implementação do tratamento. Na regressão 5, cujo grupo de tratamento é roubos de celulares, não se verifica tendência de aumento dos valores dos coeficientes no período pós-tratamento, mas, pelo contrário, sutil redução, entretanto, sem significância. Já na **regressão 6**, cujo grupo de tratamento é furtos de celulares, observa-se tendência de crescimento dos coeficientes em período pós-exposição, apresentando ATT de 0,31, estatisticamente significativo.

Na regressão 7, cujo grupo de controle é roubo de veículos e o grupo de tratamento é roubo de celulares, nos períodos pré-tratamento, verificam-se perfis semelhantes das tendências prévias dos tratados e controles, entretanto, em períodos posteriores ao evento, não se constatam efeitos significativos do tratamento. Na regressão 8, cujo grupo de controle é furto de veículos e o grupo de tratamento é furto de celulares, em momento pós-tratamento, embora graficamente

seja verificada tendência de crescimento de valores dos coeficientes, o valor de ATT da regressão mostra-se negativo em 0,032, entretanto, sem significância a 95% de confiança.

Na regressão 9, em cujo grupo de controle admitiu-se roubos exceto os de celulares e o grupo de tratamento é roubo de celulares, em períodos posteriores ao tratamento, verifica-se visualmente tendência de redução dos valores dos coeficientes, entretanto, sem significância estatística. Por fim, na **regressão 10**, como grupo de controle consideram-se os furtos exceto os de celulares e o grupo de tratamento é furto de celulares, nos períodos pós-tratamento, embora visualmente o gráfico apresente tendência de crescimento dos coeficientes, não são observados indícios de impactos estatisticamente significativos da adoção do tratamento.

Os resultados dos *outputs* da regressão são apresentados na tabela 6 abaixo.

Tabela 6: SDID - Estatísticas

Regressão	Tratados	Controles	ATT	SE	t	P-value	CI(LB)	CI(UB)
Reg 1	Roubo de celular e Furto de celular	Roubos e furtos exceto celulares	0,10669	0,15217	0,7	0,483	-0,1916	0,40494
Reg 2	Roubo de celular	Roubos e furtos exceto celulares	-0,1892	0,18831	-1	0,315	-0,5582	0,17993
Reg 3	Furto de celular	Roubos e furtos exceto celulares	0,40158	0,13775	2,92	0,004*	0,13161	0,67156
Reg 4	Roubo de celular e Furto de celular	Roubos e furtos de veículos	0,03717	0,12771	0,29	0,771	-0,2131	0,28748
Reg 5	Roubo de celular	Roubos e furtos de veículos	-0,237	0,20365	-1,16	0,245	-0,6361	0,16219
Reg 6	Furto de celular	Roubos e furtos de veículos	0,31055	0,14174	2,19	0,028*	0,03274	0,58836
Reg 7	Roubo de celular	Roubos de veículos	-0,1033	0,17128	-0,6	0,546	-0,439	0,23238
Reg 8	Furto de celular	Furtos de veículos	-0,0319	0,12494	-0,26	0,798	-0,2768	0,21294
Reg 9	Roubo de celular	Roubos exceto celulares	-0,0127	0,18545	-0,07	0,945	-0,3762	0,35079
Reg 10	Furto de celular	Furtos exceto celulares	0,10535	0,11661	0,9	0,366	-0,1232	0,33389

Nota: ATT – Efeito médio do tratamento sobre tratados; SE – Erro padrão; CI(LB) – Limite inferior do intervalo de confiança, CI(UB) – Limite superior do intervalo de confiança - assumindo-se intervalo de confiança de 95%

Dos resultados expostos, o que atrai maior atenção é o que se verifica ao se constatar: (i) a partir do período 78, correspondente ao mês de junho de 2020, via de regra se observa tendência de crescimento das taxas dos crimes, tanto nos controles quanto nos tratados, possivelmente em razão da retomada de alguma atividade econômica e abrandamento das medidas de restrição do Covid-19; (ii) quando analisado o grupo de tratamento de furto de celulares com o **controle de furtos e roubos totais (agregados) exceto celulares** na regressão 3 se obtém ATT estatisticamente significativo; (iii) quando é analisado o grupo de tratamento

de furto de celulares com o **controle de furtos e roubos agregados de veículos** na regressão 6 se obtém ATT estatisticamente significativo. Entretanto, quando se analisa discriminadamente o grupo tratado de furto de celulares e **controle furtos de veículos** (regressão 8) e o grupo tratado de furtos de celulares e como **controle os furtos totais exceto celulares** (regressão 10) os ATT não é mais significativo. Assim, quando se avalia o agregado de furtos e roubos no grupo controle surge um sobressalto aparente no resultado do grupo tratado de furto de celulares, ao passo que quando se discriminam os grupos de controle furtos e roubos o efeito outrora visto para furtos desaparece, ou seja, quando retirado o componente roubo dos grupos de controle de furtos, o efeito não mais se sustenta.

Um fator que deve ser levado em consideração nesse contexto é a pandemia de Covid-19, que teve início em território nacional já em fevereiro de 2020 e para a qual foram promovidas medidas de contenção de contágio, cujo início se deu no início de 2020 - foram as conhecidas como medidas de distanciamento social e restrição de circulação (UNASUS, 2020). Essas medidas, por parte do Estado, tiveram como objetivo principal o controle da disseminação do vírus, e, dessa forma, em um primeiro momento, pretendendo reduzir as taxas de contágio e, em última instância, a ocupação dos leitos hospitalares, uma vez que a grande preocupação era a falta de capacidade de atendimento médico dos casos mais graves da doença. As restrições, entretanto, em certos momentos desse ano, apresentaram, em razão de circunstâncias nacionalmente e regionalmente verificadas e analisadas pelos estados da federação, certo abrandamento, sendo possível que essas condições de suavização, gerando reinserção de movimentações de pessoas e circulação nas ruas e comércios, eventualmente tenham incrementado a taxa de crimes patrimoniais nas vias públicas e tenham coincidido com o efeito do advento do Pix, assim, o aumento dos crimes patrimoniais nessa região temporal absorve o efeito que teria o Pix sobre essas variáveis.

Deste modo, nas condições e circunstâncias avaliadas, não foram constatados indícios inequívocos de que a adoção do Pix tenha gerado efeito no aumento de crimes patrimoniais de furtos e roubos de celulares.

As tabelas e gráficos complementares que consubstanciam essa discussão estão apresentados no apêndice e os *outputs* das regressões estão nos anexos.

5. Conclusão

O trabalho possibilitou trazer à luz informações estruturadas acerca do Pix em duas facetas: a primeira enquanto um instrumento de pagamento instantâneo moderno e tecnológico, o qual aportou rapidez e praticidade nas transações entre pessoas físicas e jurídicas, e a segunda enquanto potencial deflagrador de criminalidade, uma vez que as circunstâncias de uso e operação da ferramenta Pix poderiam conduzir esse instrumento de pagamento a usos espúrios, e, assim, potencializando os riscos associados aos furtos e roubos dos dispositivos móveis que detém os aplicativos por meio dos quais se processam as transações.

No que se refere à primeira etapa, o trabalho possibilitou, por meio das análises do banco de dados do Banco Central verificar que, entre 2017 e 2020, os meios de pagamento mais utilizados em termos de número de transações foram o boleto e TED, entretanto, após a criação do Pix, este mostrou crescimento acentuado, sendo o meio de pagamento mais empregado em 2021 e 2022. Ao se avaliar os montantes de valores transacionados, entre 2017 e 2022 o meio de pagamento TED teve o protagonismo, mostrando os maiores valores diários movimentados, entretanto, já em 2021 o Pix se aproximou do segundo instrumento mais volumoso, o boleto, e em 2022 superando esse instrumento. As análises de correlação em termos de valores movimentados possibilitaram verificar que o Pix, TED, boleto e cheque apresentam correlação positiva, sugerindo que o meio de pagamento Pix aparentemente atua como um instrumento complementar de pagamentos e não um concorrente direto deles, exceto para o DOC, cujas análises sugerem correlação negativa de quantidades e valores movimentados. No geral, no período examinado, não se evidenciaram indícios inequívocos de que o Pix tenha impactado negativamente meios de pagamento como TED, boletos, cheques, mas sim, sugerindo tratar-se de uma nova ferramenta complementar às demais.

Quanto à segunda parte do trabalho, a respeito de aspectos da criminalidade patrimonial e sua eventual relação com a adoção do Pix, puderam ser evidenciados alguns fatos, dos quais se destacam os pontos que se seguem.

Inicialmente, a análise do banco de dados relativo ao Anuário de Segurança Pública, que compreendeu os anos de 2018 a 2021, possibilitou compreender o panorama nacional dos crimes patrimoniais no período, tendo sido registradas no período 3.722.012 ocorrências de furtos e roubos de celulares no Brasil, dos quais 1.621.298 furtos e 2.100.714 roubos de celulares. Pode-se constatar também que o registro de ocorrências de furtos e roubos no biênio 2018-2019 foi superior ao reportado no biênio 2020-2021, entretanto a diferença não se mostrou

estatisticamente significativa, embora a redução aparente possa sugerir ser decorrente do período de restrições de circulação em razão da pandemia de Covid-19. Em termos da distribuição da criminalidade nos estados, ainda que os dados analisados sejam em números absolutos, a região sudeste se mostrou a mais acometida por essas práticas criminosas, liderando o estado de SP seguido de MG na região, presumivelmente em decorrência da densidade populacional, nível de industrialização e PIB dentre outros fatores que se destacam nessa região. A análise da matriz de correlação pode evidenciar que existe correlação positiva e estatisticamente significativa para todos os tipos de crimes relacionados, sugerindo um fluxo conjunto de todas as modalidades de crimes patrimoniais em um mesmo sentido, não indicando eventual concorrência entre essas modalidades.

Nesse espectro, entende-se que o cenário da criminalidade no Brasil é complexo no que se refere a crimes patrimoniais, dado que no intervalo de 4 anos, a média de registros anual de ocorrências de furtos e roubos de celulares, conjuntamente, é 930.503, ou seja, aproximadamente um milhão de equipamentos subtraídos anualmente nesse período de 4 anos. Adicionalmente, um ponto de atenção é o fenômeno da pandemia de Covid-19, acometendo o Brasil em 2020, e cujas restrições de circulação dela decorrentes aparentemente provocaram reduções nas criminalidades patrimoniais entre 2020 e 2021, presumivelmente em razão das políticas de distanciamento social.

O segmento de maior interesse nesse trabalho residiu na avaliação do impacto causado pela adoção do meio de pagamento Pix na criminalidade de furtos e roubos de celulares no escopo do estado do Rio de Janeiro, empregando-se, para tanto, as técnicas de estudos de eventos em painel, diferença em diferenças de longo prazo e diferença em diferenças sintético.

O estudo de eventos em painel empregou todas as unidades do estado do RJ e todos os períodos disponíveis; e a avaliação das tendências paralelas, observando-se os resultados das *lags* nos períodos pré-tratamento, mostrou importantes desvios em relação ao adequado prejudicando a avaliação causal do tratamento. Identificaram-se, nesses períodos pré-tratamento, elementos da chamada “antecipação de efeito”, ou seja, pontos em que, ainda que o tratamento não tivesse sido aplicado, já se constatava alteração do comportamento do coeficiente da variável dependente. Essas diferenças se mostram mais pronunciadas no caso de roubos de celulares, embora nos períodos mais próximos ao tratamento esse efeito fosse reduzido; já no que se refere a furtos de celulares, embora a ocorrência desses comportamentos fosse menor, próximo ao período de tratamento se verificaram acentuados desvios das

tendências paralelas prévias, restando, prejudicada a avaliação do efeito do tratamento em ambos os casos. De todo o modo, no que se refere aos supostos efeitos pós-tratamento da adoção do Pix, para o caso de roubos de celulares, nos primeiros períodos após o evento, verificaram-se coeficientes positivos com significância estatística, e após esse período, cessou-se o comportamento verificado; e para o caso de furto de celulares, nos primeiros períodos pós-tratamento, verificaram-se coeficientes negativos, mas com amplo intervalo de confiança, e em sua maioria sem significância estatística, os desvios das tendências paralelas prévias apontados, contudo, prejudicam de maneira crítica a avaliação do impacto.

Como uma etapa seguinte, e visando contornar as limitações defrontadas pela falta de controles puros no estudo, procedeu-se ao emprego da técnica de diferença em diferenças de longo prazo, alterando o paradigma de adotar as unidades (cidades) como variáveis e sim os tipos de crime nas cidades, convertendo o painel de dados horizontal em vertical, assim definindo precisamente os grupos controles e tratados. Os grupos de tratamento foram os *z-scores* das taxas crimes de furto e de roubo de celulares e os grupos de controle foram os *z-scores* das taxas de crimes de furtos e roubos de veículos e furtos e roubos totais exceto celulares, individualmente e agregados, totalizando 10 ensaios, restringindo o espectro temporal do estudo em 25 meses antes do evento e 23 meses após e, portanto, 48 períodos, e reduzindo o número de municípios submetidos à análise, excluindo-se aqueles do interior, a fim de amenizar as variabilidades e sustentar a hipótese das tendências paralelas. Dentre os resultados das 10 regressões, em geral, apresentam-se dois achados de maior relevância: os desvios das tendências prévias, que se mostrou mais pronunciado em períodos mais distantes do tratamento; e no que concerne aos efeitos pós-tratamento, a não identificação de efeitos estatisticamente significativos consistentes nos períodos mais próximos do tratamento.

Considerando-se as limitações da avaliação do impacto constatadas pelos desvios das hipóteses de tendências paralelas prévias verificadas nos resultados por meio das técnicas anteriores, o passo seguinte do trabalho dedicou-se à aplicação da técnica de diferença em diferenças sintético, observou-se que os resultados sugerem que o estimador obteve êxito na sustentação da hipótese de tendências paralelas pré-tratamento e ao fim verificou-se que quando avaliado o grupo de tratamento de furto de celulares associado ao controle de furtos e roubos totais (agregados) exceto celulares se obtém efeito positivo e estatisticamente significativo e também quando analisado o grupo de tratamento de furto de celulares com os furtos e roubos de veículos (agregados) se obtém ATT estatisticamente significativo. Entretanto, quando se

analisa o grupo tratado de furto de celulares e no grupo de controle exclusivamente furtos de veículos, bem como quando o grupo tratado é furtos de celulares e o controle exclusivamente os furtos totais exceto celulares, os efeitos não se mostraram significativos. Assim, o agregado de furtos e roubos no grupo controle implicou um sobressalto aparente no resultado do grupo tratado de furto de celulares, ao passo que quando se discriminaram os grupos de controle furtos e roubos o efeito anteriormente observado desaparece, ou seja, quando retirado o componente roubo dos grupos de controle, o efeito não mais se sustenta. Ressalte-se que não foram identificados efeitos significativos para os grupos de tratamento de roubos de celulares.

Nesse contexto, na pandemia de Covid-19, em que foram promovidas medidas de distanciamento social e restrição de circulação; estas, eventualmente, sofreram periodicamente abrandamentos e é possível que, nessas condições, o conseqüente o aumento da circulação de pessoas, tenha incrementado a taxa de crimes patrimoniais em certos períodos, que possam ter coincidido com o efeito da adoção do Pix, aumentando a percepção de crimes. Desse modo, aumento dos crimes patrimoniais nesse intervalo absorveria o efeito que teria o tratamento sobre essas variáveis, entretanto, nas condições avaliadas, não se verificaram indícios inequívocos de que a adoção do Pix tenha tido efeito no aumento de crimes patrimoniais de celulares.

Entende-se que esse trabalho alcançou o que se propôs, e reduz, ao menos em parte, uma lacuna existente na avaliação criminológica afeta ao impacto da adoção de sistemas de pagamento de maneira quantitativa. Os estudos apontados no referencial teórico apresentaram que a ótica mais frequentemente empregada é a avaliação do impacto na criminalidade da adoção de meios de pagamento que reduzem a liquidez da transação e a efetiva circulação de dinheiro em espécie, como cartões de crédito ou débito. Sob outro prisma, este trabalho se propôs a avaliar o impacto de um meio de pagamento que de certo modo transformou os equipamentos celulares em “caixas eletrônicos” e assim, aumentando a atratividade do equipamento que abarca os aplicativos que possibilitam esse meio de pagamento, fornecendo maiores informações a esse respeito aos gestores e tomadores de decisões de políticas públicas.

Sugere-se, como possibilidades de pesquisas futuras, a ampliação do escopo do estudo em termos territoriais, abordando o aspecto criminal do meio de pagamento Pix em outras unidades federativas, bem como avaliar outra modalidade criminal, como o estelionato digital, que pela natureza própria do avanço tecnológico dos dispositivos e da engenharia social, pode apresentar resultados importantes para os tomadores de decisões e gestores de políticas públicas e econômicas.

6. Referências

ALVAREZ, Fernando *et al.* *Cash: A Blessing or a curse?*. Journal of Monetary Economics, v. 125, p. 85-128, 2022.

ANGRIST, Joshua D.; PISCHKE, Jörn-Steffen. *Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion*. Princeton: Princeton university press, 2009.

ARKHANGELSKY, Dmitry *et al.* *Synthetic difference-in-differences*. American Economic Review, v. 111, n. 12, p. 4088-4118, 2021.

ARMEY, Laura E.; LIPOW, Jonathan; WEBB, Natalie J. *The impact of electronic financial payments on crime*. Information Economics and Policy, v. 29, p. 46-57, 2014.

BANCO CENTRAL DO BRASIL, Resolução BCB nº 1 de 12/8/2020 <<https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/exibenormativo?tipo=Resolu%C3%A7%C3%A3o%20BCB&numero=1>> Acesso em: 20 de setembro. 2022.

BANCO CENTRAL DO BRASIL, Instrução Normativa BCB nº 196 de 09/12/2021 <<https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/exibenormativo?tipo=Instru%C3%A7%C3%A3o%20Normativa%20BCB&numero=196>> Acesso em: 29 de setembro. 2022.

BANCO CENTRAL DO BRASIL, O que é PIX? <<https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/pix>> Acesso em: 21 de setembro. 2022a.

BANCO CENTRAL DO BRASIL, Papel do PIX? <<https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/papeldobcpix>> Acesso em: 22 de setembro. 2022.

BECKER, Gary S. *Crime and punishment: An economic approach*. In: The economic dimensions of crime. Palgrave Macmillan, London, 1968. p. 13-68.

BRISCOE, Suzanne. *The problem of mobile phone theft*. Crime and Justice Bulletin, n 56, p 1 – 6, 2001.

CARR, Jillian B.; PACKHAM, Analisa. *SNAP benefits and crime: Evidence from changing disbursement schedules*. Review of Economics and Statistics, v. 101, n. 2, p. 310-325, 2019.

CLARKE, Damian; SCHYTHE, Kathya. *Implementing the panel event study*. The Stata Journal, v. 21, n. 4, p. 853-884, 2021.

CLARKE, Damian *et al.* *Synthetic Difference In Differences Estimation*. IZA Institute of Labor Economics Discussion Paper No.15907, 2023.

CORREIA S. *reghdfe*: Stata module to perform linear or instrumental-variable regression absorbing any number of high-dimensional fixed effects. Statistical Software Components S457874, Department of Economics, Boston College, 2014.

CORREIA, Sergio. *A feasible estimator for linear models with multi-way fixed effects*. Technical Report. Working Paper. Preprint at <http://scoreia.com/research/hdfe.pdf>, 2016.

CUNNINGHAM, Scott. *Causal inference: The mixtape*. Yale University press, 2021.

DAVIS, Richard; PEASE, Ken. *Crime, technology and the future*. Security journal, v. 13, n. 2, p. 59-64, 2000.

DUARTE, Angelo *et al.* *Central banks, the monetary system and public payment infrastructures: lessons from Brazil's Pix*. Bank of International Settlements, n 52, 2022.

FARRELL, Graham. *Preventing phone theft and robbery: the need for government action and international coordination*. Crime science, v. 4, n. 1, p. 1-11, 2015.

FARRELL, Graham; BIRKS, Daniel. *Did cybercrime cause the crime drop?*. Crime Science, v. 7, n. 1, p. 1-4, 2018.

FÓRUM BRASILEIRO DE SEGURANÇA PÚBLICA. Anuário Brasileiro de Segurança Pública, 13^a ed. São Paulo: Fórum Brasileiro de Segurança Pública, 2019. Disponível em: <https://forumseguranca.org.br/wp-content/uploads/2018/05/ANUARIO_13_Retificado_21_10_19.xlsx> Acesso em: 07 de setembro. 2022.

FÓRUM BRASILEIRO DE SEGURANÇA PÚBLICA. Anuário Brasileiro de Segurança Pública, 14^a ed. São Paulo: Fórum Brasileiro de Segurança Pública, 2020. Disponível em: <<https://forumseguranca.org.br/wp-content/uploads/2021/02/anuario-14-v5-100221-1.xlsx>> Acesso em: 07 de setembro. 2022.

FÓRUM BRASILEIRO DE SEGURANÇA PÚBLICA. Anuário Brasileiro de Segurança Pública, 15^a ed. São Paulo: Fórum Brasileiro de Segurança Pública, 2021. Disponível em: <<https://forumseguranca.org.br/wp-content/uploads/2021/10/anuario-15-completo-v6-251021.xlsx>> Acesso em: 07 de setembro. 2022.

FÓRUM BRASILEIRO DE SEGURANÇA PÚBLICA. Anuário Brasileiro de Segurança Pública, 16ª ed. São Paulo: Fórum Brasileiro de Segurança Pública, 2022. Disponível em: <<https://forumseguranca.org.br/wp-content/uploads/2022/06/anuario-2022.xlsx> > Acesso em: Acesso em: 07 de setembro. 2022.

FÓRUM BRASILEIRO DE SEGURANÇA PÚBLICA. Os crimes patrimoniais no Brasil: entre novas e velhas dinâmicas. São Paulo: Anuário Brasileiro de Segurança Pública: 2022. Disponível em: < <https://forumseguranca.org.br/wp-content/uploads/2022/07/07-anuario-2022-os-crimes-patrimoniais-no-brasil-entre-novas-e-velhas-dinamicas.pdf> >. Acesso em: 13 de dezembro. 2022.

FREDRIKSSON, Anders; OLIVEIRA, Gustavo Magalhães de. *Impact evaluation using Difference-in-Differences*. RAUSP Management Journal, v. 54, p. 519-532, 2019.

GANDELMAN, Néstor; MUNYO, Ignacio; SCHERTZ, Emanuel. *Cash and Crime*. In: Mimeo. Universidad ORT Uruguay, 2019.

HUNT, Sabol; TOPALLI, Volkan; WRIGHT, Richard; SABOL, Willian. *Cash is criminogenic: How digitization of the welfare system reduced street crime*. Working paper. 2019.

HUNTINGTON-KLEIN, Nick. *The effect: An introduction to research design and causality*. CRC Press, 2021.

INSTITUTO DE SEGURANÇA PÚBLICA (ISP). (2022), ISP dados abertos. Rio de Janeiro. Disponível em < <https://www.ispdados.rj.gov.br> >. consultado em 14/08/2022

INSTITUTO DE SEGURANÇA PÚBLICA (ISP). (2022), ISP Notas metodológicas e Dicionários de Variáveis. Rio de Janeiro. Disponível em < <http://www.ispdados.rj.gov.br/Notas.html> />. consultado em 14/08/2022

INSTITUTO DE SEGURANÇA PÚBLICA (ISP). (2022), ISP Estatísticas de Segurança Pública. Rio de Janeiro. Disponível em < <http://www.ispdados.rj.gov.br/estatistica.html>>. consultado em 14/08/2022

LIBBA, Estevão; OLIVEIRA, Bruno Bastos de; ROSSIGNOLI, Marisa. *Mobile Payments: regulação e reflexos nos custos de transação no Brasil*. Revista da Procuradoria-Geral do Banco Central, v. 15, n. 2, p. 36-48, 2021.

LIMA, Herbert; FRANCISCO, Eduardo de Rezende. *Revolução nos meios de pagamento digitais*. GV-EXECUTIVO, v. 20, n. 1, p. 22-25, 2021.

MAI, Heike *et al.* Cash, freedom and crime. *Use and impact of cash in a world going digital* EU Global Monitor, Global Financial Markets. Deutsche Bank Research, 2016.

NEVES, Rubia Carneiro *et al.* *Pontuais Alterações na Estrutura do SPB para Implantar o SPI/Pix e Seus Benefícios para a População*. Revista da Procuradoria-Geral do Banco Central, v. 15, n. 1, p. 31-45, 2021.

PÁDUA, Thaina Penha; FRAZÃO, Camila Giovana Xavier de Oliveira; ASSUNÇÃO, Ricardo Alexandre Lopes. *A revolução tecnológica e os delitos digitais: uma análise da (in) suficiência legislativa brasileira*. Revista de Criminologias e Políticas Criminais, v. 7, n. 2, p. 23-38, 2022.

PAULA, Sanzio Teixeira de; MELO, Álisson José Maia. *O impacto da inovação tecnológica no sistema de pagamentos brasileiro: os novos vetores como instrumentos catalisadores da concorrência*. Revista Jurídica da FA7, v. 18, n. 3, p. 123-139, 2021.

PRIDEMORE, William Alex; ROCHE, Sean Patrick; ROGERS, Meghan L. *Cashlessness and street crime: A cross-national study of direct deposit payment and robbery rates*. Justice Quarterly, v. 35, n. 5, p. 919-939, 2018.

RIMONATO, Irene Pereira de Oliveira Stenzel; DOS SANTOS, Jadir Perpétuo. *PIX technological solution of financial inclusion*. Research, Society and Development, v. 10, n. 13, p. e106101321139-e106101321139, 2021.

SANCHEZ, Gabrielly *et al.* *Impacto do PIX: o novo sistema de pagamentos brasileiro*. São Paulo. Universidade Anhembi Morumbi (UAM). 2022.

SANTIAGO, Mariana Ribeiro; ZANETONI, Jaqueline de Paula Leite; VITA, Jonathan Barros. *Inclusão financeira, inovação e promoção ao desenvolvimento social e econômico através do Pix*. Revista Jurídica, v. 4, n. 61, p. 123-152, 2020.

SCHMIDHEINY, Kurt; SIEGLOCH, Sebastian. *On event study designs and distributed-lag models: Equivalence, generalization and practical implications*. , 2019.

SILVA, Gilsimar; COSTA, Islamara. *Crimes digitais: evolução dos crimes e a aplicação do direito*. RUNA – Repositório Universitário da Ânima 2022.

TEKIN, Erdal *et al.* *Liquidating crime with illiquidity: How switching from cash to credit can stop street crime.* CESifo DICE Report, v. 12, n. 3, p. 45-50, 2014.

UNASUS. Universidade Aberta do SUS. Coronavírus: Brasil confirma primeiro caso da doença, 2020. Disponível em < <https://www.unasus.gov.br/noticia/coronavirus-brasil-confirma-primeiro-caso-da-doenca>>. Acesso em 20 de março 2023.

VALCANOVER, Vanessa Martins *et al.* *Mobile banking e satisfação com o PIX.* Revista Pensamento Contemporâneo em Administração, v. 16, n. 2, p. 116-132, 2022.

VALE, Fábio do *et al.* *Pix: tecnologia do brasil.* Revista Latino-Americana de Estudos Científicos, v 3, n 16, p 1-11, 2022.

VOZNIUK, Andrii A. *et al.* *Electronic money and payments as means of committing crimes.* Academic Journal of Interdisciplinary Studies, v. 9, n. 4, p. 150-150, 2020.

WATSON, Brett; GUETTABI, Mouhcine; REIMER, Matthew. *Universal cash and crime.* Review of Economics and Statistics, v. 102, n. 4, p. 678-689, 2020.

WHITEHEAD, Shaun; FARRELL, Graham. *Anticipating mobile phone 'smart wallet' crime: Policing and corporate social responsibility.* Policing: A Journal of Policy and Practice, v. 2, n. 2, p. 210-217, 2008.

WOOLDRIDGE, Jeffrey M. *Introductory econometrics: A modern approach.* 7^a ed. USA: Cengage learning, 2019.

WRIGHT, Richard *et al.* *Less cash, less crime: Evidence from the electronic benefit transfer program.* The Journal of Law and Economics, v. 60, n. 2, p. 361-383, 2017.

YAMASHITA, Thiago Guimarães; GERSTENBERGER JR, Otto Guilherme *Implementação do Pix e expectativas do mercado.* Rio de Janeiro. Universidade Veiga Almeida. 2022

APÊNDICE – TABELAS E GRÁFICOS

A tabela A1 mostra os parâmetros de estatística descritiva de máximos, mínimos, média, mediana, desvio padrão e soma total para as variáveis de quantidade de transações discriminadas por ano e acumulado.

Tabela A1: Estatísticas dos meios de pagamentos por ano - quantidades

Ano	variable	min	max	mean	sd	p50	sum
2017							
	pix_qtd
	ted_qtd	842.725	5.200.498	2.664.793	623.906	2.539.459	663.533.482
	doc_qtd	340.690	2.411.865	799.736	307.817	736.564	198.334.431
	boleto_qtd	5.062.819	26.740.732	9.997.723	4.299.410	8.381.356	2.479.435.349
	cheque_qtd	409.089	3.343.928	1.925.133	486.976	1.839.229	479.358.180
	tec_qtd	1.482	206.269	36.861	43.070	17.622	9.141.503
2018							
	pix_qtd	-
	ted_qtd	901.207	6.295.484	2.809.955	751.074	2.664.646	702.488.776
	doc_qtd	371.174	2.959.899	889.465	366.866	804.553	221.476.708
	boleto_qtd	4.835.153	33.565.141	10.470.439	4.612.528	8.932.603	2.607.139.252
	cheque_qtd	885.556	3.667.165	1.671.309	517.411	1.509.121	416.155.960
	tec_qtd	164	231.996	38.815	47.965	17.571	9.665.023
2019							
	pix_qtd	-
	ted_qtd	1.274.487	9.924.288	4.084.496	1.256.472	3.893.041	1.033.377.378
	doc_qtd	282.808	2.875.105	814.815	369.191	718.631	205.333.452
	boleto_qtd	4.598.591	31.129.109	11.921.678	5.067.060	10.126.855	3.004.262.936
	cheque_qtd	662.486	2.954.412	1.450.302	484.943	1.258.792	365.476.062
	tec_qtd	75	255.590	45.127	52.732	27.476	11.372.012
2020							
	pix_qtd	889.213	6.596.876	3.315.338	1.562.529	3.157.567	152.505.541
	ted_qtd	2.032.940	14.657.850	7.278.128	2.358.077	6.952.549	1.826.810.062
	doc_qtd	261.013	3.954.534	1.001.118	555.322	820.342	250.279.614
	boleto_qtd	5.395.868	37.929.041	14.560.050	6.226.183	12.751.852	3.640.012.592
	cheque_qtd	479.371	2.518.468	1.088.184	373.607	971.648	272.046.046
	tec_qtd	103	233.059	37.032	43.871	19.665	9.257.915
2021							
	pix_qtd	1.577.421	51.946.935	21.860.576	11.928.659	20.632.308	7.979.110.339
	ted_qtd	920.823	9.865.974	5.100.768	1.484.960	4.888.386	1.280.292.841
	doc_qtd	69.651	4.049.278	420.334	417.363	331.009	104.242.918
	boleto_qtd	5.104.054	41.332.516	16.479.976	6.960.720	13.798.627	4.119.993.941
	cheque_qtd	352.390	2.197.034	886.104	286.762	781.411	221.525.904
	tec_qtd	21	261.110	33.288	43.794	14.882	8.255.416

Ano	variable	min	max	mean	sd	p50	sum
2022	pix_qtd	14.300.546	76.398.122	47.156.096	12.128.291	48.215.450	9.997.092.372
	ted_qtd	1.496.851	7.034.395	4.033.553	1.109.860	3.821.518	584.865.250
	doc_qtd	71.881	3.910.095	264.318	435.149	194.757	36.211.574
	boleto_qtd	8.791.876	42.281.006	16.725.036	7.219.021	14.555.359	2.425.130.269
	cheque_qtd	452.264	1.840.330	765.441	265.914	666.689	107.161.693
	tec_qtd	875	215.709	33.118	46.889	11.848	4.537.203
Total							
	pix_qtd	889.213	76.398.122	29.099.050	18.010.842	27.981.443	18.128.708.252
	ted_qtd	842.725	14.657.850	4.354.087	2.136.200	3.736.966	6.091.367.789
	doc_qtd	69.651	4.049.278	734.016	479.330	672.378	1.015.878.697
	boleto_qtd	4.598.591	42.281.006	13.110.455	6.298.434	11.341.477	18.275.974.339
	cheque_qtd	352.390	3.667.165	1.339.370	586.946	1.236.507	1.861.723.845
	tec_qtd	21	261.110	37.738	46.581	17.535	52.229.072

Nota: *mean* é a média dos valores, *min* é o valor da observação mínima, *max* é o valor da observação máxima, *sd* é o desvio padrão, *p50* é a mediana e *sum* é a soma dos valores

A tabela A2 apresenta a estatística descritiva de máximos, mínimos, média, mediana, desvio padrão e soma total para as variáveis de valores transacionados.

Tabela A2: Estatísticas dos meios de pagamentos por ano – valores em reais (R\$)

Ano	variable	min	max	mean	sd	p50	sum
2017							
	pix_valor
	ted_valor	15.210.710.170,98	221.129.649.811,68	113.006.743.846,02	26.473.860.208,13	109.496.664.752,33	28.138.679.217.660,00
	doc_valor	308.032.934,04	2.115.258.946,20	626.060.018,40	282.544.243,35	578.843.737,97	155.262.884.563,00
	boleto_valor	6.969.451.362,83	27.151.684.581,99	11.731.032.719,54	4.533.326.028,97	9.539.373.599,20	2.909.296.114.445,60
	cheque_valor	67.733.846,51	7.855.754.837,48	3.520.658.232,35	1.107.703.000,00	3.137.836.615,19	876.643.899.854,13
	tec_valor	1.862.036,00	421.632.888,14	73.629.756,87	95.798.610,55	29.466.899,77	18.260.179.702,77
2018							
	pix_valor
	ted_valor	7.448.135.051,99	134.684.701.130,81	75.522.715.857,33	16.767.566.889,78	73.765.237.920,23	18.880.678.964.333,00
	doc_valor	280.753.601,60	2.910.272.874,51	647.500.060,44	318.691.499,42	582.728.249,91	161.227.515.050,41
	boleto_valor	7.116.505.414,57	33.211.722.532,01	12.557.573.208,39	4.934.678.796,43	10.449.303.575,73	3.126.835.728.890,07
	cheque_valor	1.894.451.791,81	10.841.272.407,83	3.340.192.270,54	1.257.606.028,15	2.888.700.416,11	831.707.875.364,15
	tec_valor	241.118,12	461.875.285,44	78.324.060,10	108.569.017,37	29.961.209,68	19.502.690.964,70
2019							
	pix_valor
	ted_valor	9.737.627.654,75	202.735.409.175,22	93.224.761.590,25	20.721.689.975,18	90.619.898.267,46	23.585.864.682.332,00
	doc_valor	228.150.111,17	2.752.355.468,25	586.948.154,25	318.316.181,52	512.682.633,06	147.910.934.871,58
	boleto_valor	6.717.929.792,66	31.081.091.514,00	13.930.636.018,02	5.334.867.692,46	11.514.382.172,67	3.510.520.276.541,40
	cheque_valor	1.296.698.550,61	12.690.860.424,63	3.152.363.859,69	1.332.595.703,96	2.629.409.190,49	794.395.692.640,66
	tec_valor	110.024,79	505.221.577,72	87.756.005,10	118.904.933,53	38.709.314,58	22.114.513.284,11
2020							
	pix_valor	268.648.167,82	6.595.479.001,86	2.875.803.651,52	1.913.125.037,99	2.648.077.075,68	132.286.967.970,09
	ted_valor	14.807.100.541,96	183.538.461.506,01	113.385.764.332,13	22.815.122.753,92	111.608.850.308,57	28.459.826.847.364,80
	doc_valor	195.680.163,10	3.453.611.082,34	689.486.733,31	426.495.392,36	572.579.881,10	172.371.683.327,53
	boleto_valor	7.517.299.651,16	39.137.708.939,40	15.332.731.497,62	6.240.605.869,72	13.173.875.361,60	3.833.182.874.404,42
	cheque_valor	1.174.944.465,41	8.283.218.293,50	2.536.124.673,09	810.378.240,18	2.317.653.828,17	634.031.168.273,31
	tec_valor	28.552,84	522.000.963,34	75.095.579,53	102.733.946,87	32.066.633,64	18.773.894.883,41
2021							
	pix_valor	610.710.909,17	36.800.098.839,29	12.389.406.887,95	8.282.211.833,37	11.737.484.020,33	4.522.133.514.103,08
	ted_valor	22.501.840.978,74	298.386.471.693,80	142.059.831.449,96	29.805.409.245,65	140.137.665.447,40	35.657.017.693.939,50
	doc_valor	68.350.068,57	3.356.482.144,27	326.494.268,89	375.673.418,91	254.350.523,74	80.970.578.684,98
	boleto_valor	8.327.801.085,58	45.364.003.291,63	19.234.069.945,58	7.327.355.617,91	16.411.127.773,04	4.808.517.486.395,23
	cheque_valor	979.894.374,89	4.871.631.097,49	2.519.695.386,37	623.599.186,60	2.292.341.274,98	629.923.846.593,42
	tec_valor	46.981,74	472.572.987,66	68.048.874,62	100.741.861,95	27.171.455,04	16.876.120.904,65
2022							
	pix_valor	2.784.159.483,92	45.050.652.516,42	22.840.381.379,51	12.110.472.792,27	26.100.422.141,24	4.842.160.852.455,67
	ted_valor	115.771.459.240,98	255.936.962.876,46	160.443.197.242,20	26.846.606.099,59	156.199.899.455,51	23.264.263.600.118,50
	doc_valor	67.996.298,10	3.469.275.604,19	247.866.857,98	435.454.309,04	183.508.746,66	33.957.759.542,64
	boleto_valor	13.270.395.274,65	50.774.625.035,13	21.308.374.710,79	8.273.826.957,57	17.647.935.931,37	3.089.714.333.064,59
	cheque_valor	1.597.515.512,85	5.405.030.066,38	2.456.998.445,97	708.156.486,81	2.195.179.111,67	343.979.782.435,37
	tec_valor	1.791.020,86	571.254.658,22	74.037.006,24	123.322.051,05	21.500.239,73	10.143.069.855,17

Ano	variable	min	max	mean	sd	p50	sum
Total							
	pix_valor	268.648.167,82	45.050.652.516,42	15.243.308.723,16	11.221.517.451,44	12.887.183.910,04	9.496.581.334.528,84
	ted_valor	7.448.135.051,99	298.386.471.693,80	112.928.042.177,09	35.847.385.650,28	109.111.470.550,86	157.986.331.005.748,00
	doc_valor	67.996.298,10	3.469.275.604,19	543.136.817,95	389.781.519,27	483.068.502,47	751.701.356.040,14
	boleto_valor	6.717.929.792,66	50.774.625.035,13	15.264.036.451,75	6.872.291.298,78	13.461.611.047,17	21.278.066.813.741,30
	cheque_valor	67.733.846,51	12.690.860.424,63	2.957.325.370,62	1.114.308.246,61	2.632.567.541,76	4.110.682.265.161,04
	tec_valor	28.552,84	571.254.658,22	76.351.495,37	107.545.120,00	30.534.989,93	105.670.469.594,81

Nota: mean é a média dos valores, min é o valor da observação mínima, max é o valor da observação máxima, sd é o desvio padrão, p50 é a mediana e sum é a soma dos valores

As figuras A1 e A2 dispõem a evolução temporal dos meios de pagamento

Figura A1: Evolução dos meios de pagamentos – quantidades diárias

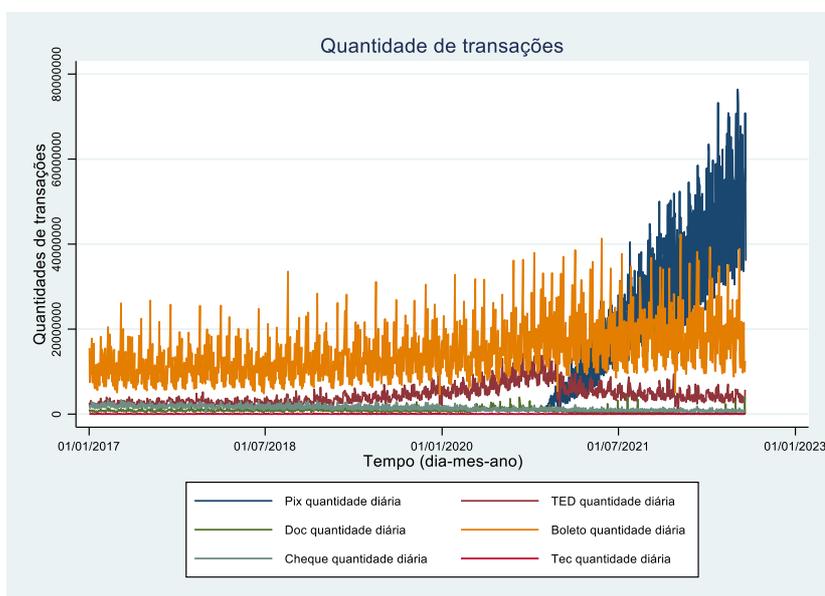
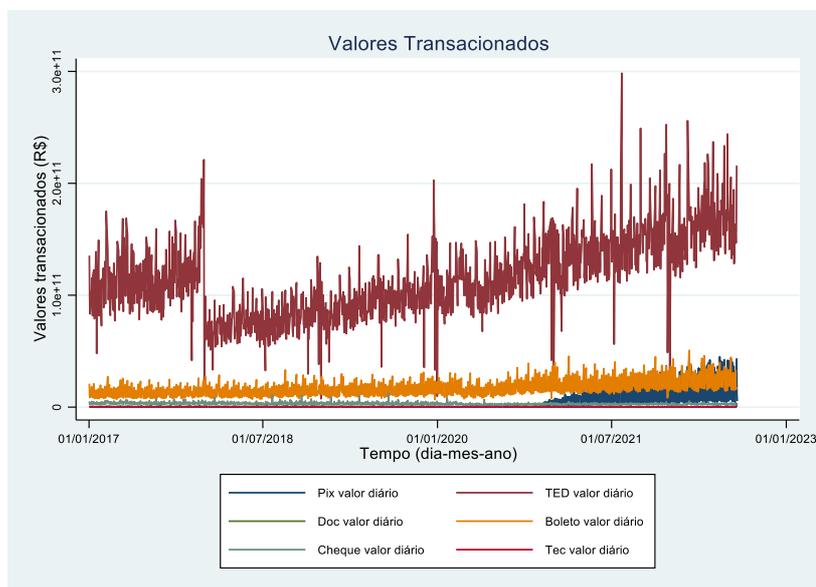


Figura A2: Evolução dos meios de pagamentos – valores diários



As figuras A3 e A4 apresentam a distribuição de composição percentual dos meios de pagamento em quantidades transacionadas e volume movimentado.

Figura A3: Composição (%) dos meios de pagamentos – quantidades acumuladas

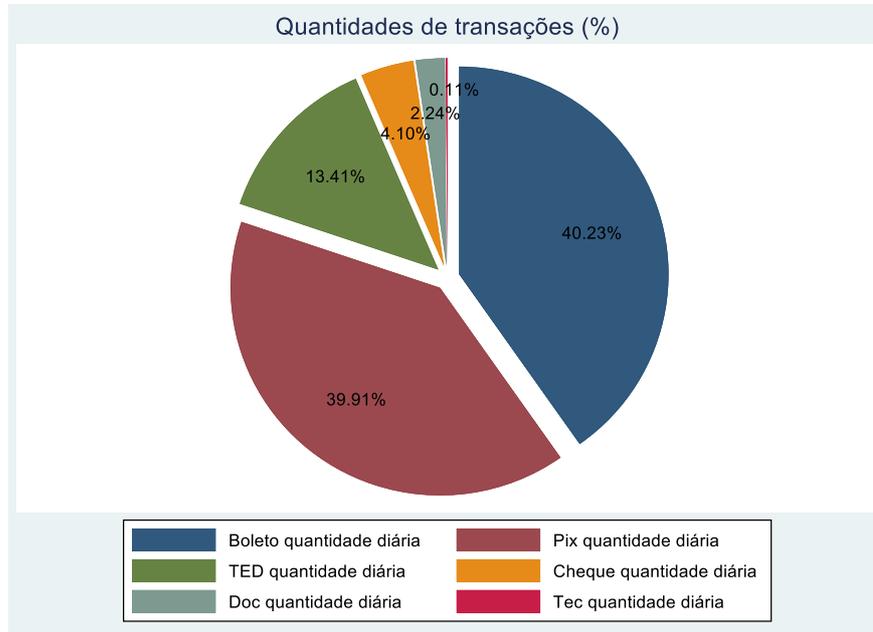
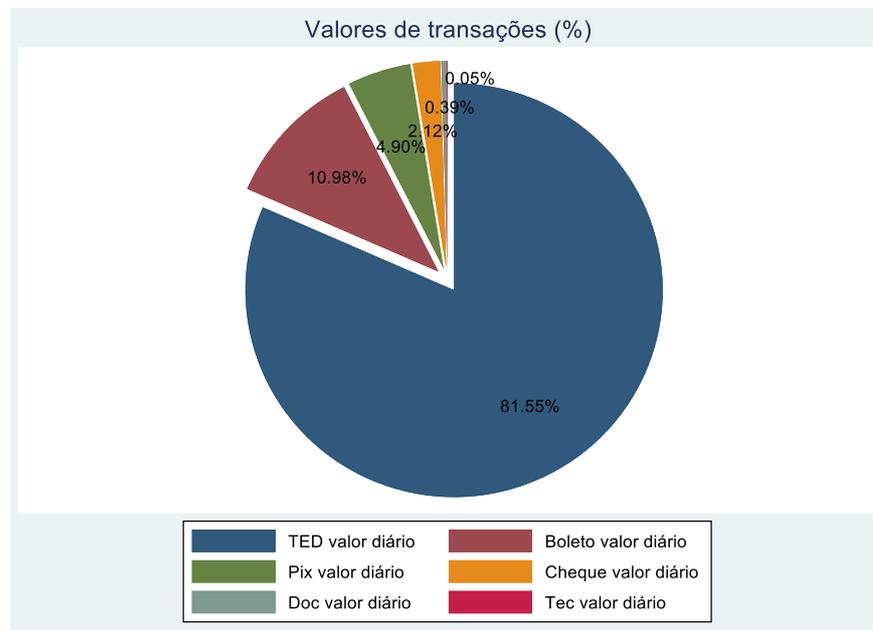


Figura A4: Composição (%) dos meios de pagamentos – valores



O teste t de médias de quantidades e valores de TED é apresentado nas tabelas A3 e A4.

Tabela A3: Teste de médias de quantidades de transações por TEDs antes e depois do Pix

Group	Obs	Mean	SE	SD	CI (LB)	CI(UB)
antes	970	4.063.779	70.090,04	2.182.942	3.926.233	4.201.324
depois	429	5.010.495	90.247,74	1.869.240	4.833.111	5.187.879
combined	1.399	4.354.087	5.711,75	2.136.200	4.242.051	4.466.123
diff		- 946.716,7	121.289,2		- 1.184.645	- 708.788
t		-7,8054				
DF		1.397				
Ho	diff = 0					
Ha	diff ≠ 0 Pr(T > t)=0					

Nota: *Mean* – média; SE – Erro padrão; SD – Desvio padrão, DF – graus de liberdade, CI(LB) – Limite inferior do intervalo de confiança, CI(UB) – Limite superior do intervalo de confiança - assumindo-se intervalo de confiança de 95%

Tabela A4: Teste de médias de valores movimentados por TEDs antes e depois do Pix

Group	Obs	Mean	SE	SD	CI (LB)	CI(UB)
antes	970	9,76e+10	8,33e+08	2,60e+10	9,60e+10	9,93e+10
depois	429	1,48e+11	1,48e+09	3,07e+10	1,45e+11	1,50e+11
combined	1.399	1,13e+11	9,58e+08	3,58e+10	1,11e+11	1,15e+11
diff		-4,99e+10	1,59e+09		-5,30e+10	-4,68e+10
t		-31,3136				
DF		1.397				
Ho	diff = 0					
Ha	diff ≠ 0 Pr(T > t)=0					

Nota: *Mean* – média; SE – Erro padrão; SD – Desvio padrão, DF – graus de liberdade, CI(LB) – Limite inferior do intervalo de confiança, CI(UB) – Limite superior do intervalo de confiança - assumindo-se intervalo de confiança de 95%

Os resultados dos testes de hipóteses para as ocorrências de furtos e roubos para os biênios 2018-2019 e 2010-2011 seguem na tabela A5 na tabela A6.

Tabela A5: Teste de médias de ocorrências de furtos entre biênios

Group	Obs	Mean	SE	SD	CI (LB)	CI(UB)
Furtos 2018 e 2019	54	13.196,17	3.408,81	25.049,51	6.358,97	20.033,37
Furtos 2020 e 2021	47	19.334,15	5.319,61	36.469,43	8.626,32	30.041,98
combined	101	16.052,46	3.073,10	30.884,29	9.955,51	22.149,40
diff		- 6.137,98	6.161,25		- 18.363,24	6.087,28
t		-0,9962				
DF		99				
Ho	diff = 0					
Ha	diff ≠ 0	Pr(T > t)=0,3216				

Nota: *Mean* – média; SE – Erro padrão; SD – Desvio padrão, DF – graus de liberdade, CI(LB) – Limite inferior do intervalo de confiança, CI(UB) – Limite superior do intervalo de confiança - assumindo-se intervalo de confiança de 95%

Tabela A6: Teste de médias de ocorrências de roubos entre biênios

Group	Obs	Mean	SE	SD	CI (LB)	CI(UB)
Roubos 2018 e 2019	54	17.789,69	3.832,81	28.165,29	10.102,04	25.477,33
Roubos 2020 e 2021	47	24.256,83	5.709,56	39.142,76	12.764,09	35.749,57
combined	101	20.799,15	3.353,35	33.700,77	14.146,19	27.452,10
diff		-6.467,15	6.725,40		- 19.811,80	6.877,51
t		-0,9616				
DF		99				
Ho	diff = 0					
Ha	diff ≠ 0	Pr(T > t)=0,3386				

Nota: *Mean* – média; SE – Erro padrão; SD – Desvio padrão, DF – graus de liberdade, CI(LB) – Limite inferior do intervalo de confiança, CI(UB) – Limite superior do intervalo de confiança - assumindo-se intervalo de confiança de 95%

A tabela A7 contém as estatísticas descritivas dos dados e criminalidade discriminados por unidade federativa.

Tabela A7: Estatísticas de ocorrências de furtos e roubos de celulares por UF

UF	variable	min	max	mean	sd	p50	sum
Acre							
	roubo_cel	2.488	4.017	3.210,25	672,028	3.168,00	12.841
	furto_cel	875	1.362	1.110,00	269,497	1.101,50	4.440
Alagoas							
	roubo_cel	5.929	8.696	6.927,75	1.242,689	6.543,00	27.711
	furto_cel	2.319	3.942	3.198,50	692,597	3.266,50	12.794
Amazonas							
	roubo_cel	23.193	27.300	25.720,50	1.792,336	26.194,50	102.882
	furto_cel	9.494	12.237	10.522,75	1.267,188	10.180,00	42.091
Amapá							
	roubo_cel	5.254	5.422	5.338,00	118,794	5.338,00	10.676
	furto_cel	2.619	2.842	2.730,50	157,685	2.730,50	5.461
Bahia							
	roubo_cel	34.250	51.191	41.425,75	7.482,005	40.131,00	165.703
	furto_cel	9.521	26.716	18.092,00	7.714,620	18.065,50	72.368
Ceará							
	roubo_cel	22.956	27.207	24.934,50	1.834,643	24.787,50	99.738
	furto_cel	10.338	13.500	11.595,00	1.344,133	11.271,00	46.380
Distrito Federal							
	roubo_cel	17.002	30.162	23.489,75	6.396,883	23.397,50	93.959
	furto_cel	8.376	13.075	10.877,00	2.042,457	11.028,50	43.508
Espírito Santo							
	roubo_cel	19.305	29.160	23.893,75	5.258,385	23.555,00	95.575
	furto_cel	7.114	10.500	8.766,25	1.831,029	8.725,50	35.065
Goiás							
	roubo_cel	5.698	22.629	14.677,50	7.140,497	15.191,50	58.710
	furto_cel	14.930	18.955	16.953,25	2.311,488	16.964,00	67.813
Maranhão							
	roubo_cel	11.679	17.449	14.564,00	4.080,006	14.564,00	29.128
	furto_cel	3.766	5.355	4.560,50	1.123,593	4.560,50	9.121
Minas Gerais							
	roubo_cel	13.213	42.917	26.330,00	13.177,040	24.595,00	105.320
	furto_cel	34.541	56.442	46.126,00	11.433,490	46.760,50	184.504
Mato Grosso do Sul							
	roubo_cel	937	2.585	1.431,50	776,107	1.102,00	5.726
	furto_cel	2.303	3.494	2.711,75	536,094	2.525,00	10.847
Mato Grosso							
	roubo_cel	5.623	7.018	6.464,75	613,933	6.609,00	25.859
	furto_cel	7.552	11.290	9.269,50	1.539,803	9.118,00	37.078
Pará							
	roubo_cel	14.373	41.544	31.253,50	11.730,050	34.548,50	125.014
	furto_cel	16.892	26.515	21.837,75	4.508,317	21.972,00	87.351
Paraíba							
	roubo_cel	1.055	2.444	1.803,25	687,968	1.857,00	7.213
	furto_cel	403	817	579,50	205,273	549,00	2.318
Pernambuco							
	roubo_cel	24.232	36.352	30.373,50	5.012,875	30.455,00	121.494
	furto_cel	10.723	15.931	12.771,75	2.416,997	12.216,50	51.087
Piauí							
	roubo_cel	9.637	14.477	12.242,75	2.026,197	12.428,50	48.971
	furto_cel	4.068	6.332	4.828,50	1.057,189	4.457,00	19.314

UF	variable	min	max	mean	sd	p50	sum
Paraná	roubo_cel	10.492	26.740	17.889,25	7.374,878	17.162,50	71.557
	furto_cel	19.945	26.395	22.836,50	3.336,595	22.503,00	91.346
Rio de Janeiro	roubo_cel	14.723	26.788	21.121,50	6.437,728	21.487,50	84.486
	furto_cel	11.424	18.343	14.916,25	2.893,861	14.949,00	59.665
Rio Grande do No	roubo_cel	335	7.746	4.265,25	3.368,988	4.490,00	17.061
	furto_cel	121	2.345	1.097,50	927,236	962,00	4.390
Rondônia	roubo_cel	6.051	8.365	7.224,25	1.111,750	7.240,50	28.897
	furto_cel	1.100	1.525	1.311,75	193,172	1.311,00	5.247
Roraima	roubo_cel	447	1.072	783,00	258,512	806,50	3.132
	furto_cel	721	1.145	883,00	183,201	833,00	3.532
Rio Grande do Su	roubo_cel	2.948	5.309	4.099,75	1.142,872	4.071,00	16.399
	furto_cel	10.238	14.274	12.151,75	1.866,766	12.047,50	48.607
Santa Catarina	roubo_cel	4.380	4.449	4.414,50	48,790	4.414,50	8.829
	furto_cel	11.279	11.651	11.465,00	263,044	11.465,00	22.930
Sergipe	roubo_cel	5.904	9.616	7.431,00	1.941,509	6.773,00	22.293
	furto_cel	2.424	3.096	2.705,33	349,086	2.596,00	8.116
São Paulo	roubo_cel	149.647	199.187	173.348,80	27.049,680	172.280,50	693.395
	furto_cel	127.703	189.952	156.806,50	28.543,070	154.785,50	627.226
Tocantins	roubo_cel	2.213	7.687	4.536,25	2.310,294	4.122,50	18.145
	furto_cel	2.868	7.691	4.674,75	2.119,257	4.070,00	18.699
Total	roubo_cel	335	199.187	20.799,15	33.700,770	11.679,00	2.100.714
	furto_cel	121	189.952	16.052,46	30.884,290	9.521,00	1.621.298

Nota: *mean* é a média dos valores, *min* é o valor da observação mínima, *max* é o valor da observação máxima, *sd* é o desvio padrão, *p50* é a mediana e *sum* é a soma dos valores

A tabela A8 abaixo apresenta os dados com o número de ocorrências de furtos e roubos de celulares por ano e para cada uma das unidades federativas.

Tabela A8: Estatísticas de ocorrências de furtos e roubos de celulares por UF anualmente

uf_code	Estatística: Soma							
	2018		2019		2020		2021	
	roubo_cel	furto_cel	roubo_cel	furto_cel	roubo_cel	furto_cel	roubo_cel	furto_cel
Acre	2.488	879	4.017	1.324	2.869	875	3.467	1.362
Alagoas	6.217	2.319	8.696	3.942	6.869	3.039	5.929	3.494
Amazonas	25.804	10.721	27.300	12.237	23.193	9.639	26.585	9.494
Amapá	-	-	-	-	5.422	2.619	5.254	2.842
Bahia	51.191	26.716	43.109	21.984	37.153	14.147	34.250	9.521
Ceará	24.089	10.338	22.956	13.500	27.207	11.248	25.486	11.294
Distrito Federal	30.162	11.860	27.648	13.075	19.147	8.376	17.002	10.197
Espírito Santo	29.160	10.195	27.674	10.500	19.436	7.114	19.305	7.256
Goiás	5.698	18.955	22.629	18.955	17.262	14.930	13.121	14.973
Maranhão	-	-	-	-	11.679	3.766	17.449	5.355
Minas Gerais	42.917	56.442	30.413	55.442	18.777	38.079	13.213	34.541
Mato Grosso do Sul	2.585	3.494	1.188	2.607	937	2.303	1.016	2.443
Mato Grosso	6.416	7.552	7.018	9.250	5.623	8.986	6.802	11.290
Pará	14.373	24.674	34.215	26.515	34.882	16.892	41.544	19.270
Paraíba	2.444	685	2.328	817	1.055	413	1.386	403
Pernambuco	36.352	13.385	31.433	15.931	24.232	10.723	29.477	11.048
Piauí	9.637	4.112	12.911	6.332	11.946	4.068	14.477	4.802
Paraná	26.740	26.395	20.974	24.968	13.351	19.945	10.492	20.038
Rio de Janeiro	26.538	15.718	26.788	18.343	16.437	11.424	14.723	14.180
Rio Grande do Norte	335	121	2.703	834	6.277	1.090	7.746	2.345
Rondônia	7.958	1.415	8.365	1.525	6.523	1.207	6.051	1.100
Roraima	447	721	768	853	845	813	1.072	1.145
Rio Grande do Sul	5.309	13.112	4.822	14.274	3.320	10.238	2.948	10.983
Santa Catarina	-	-	-	-	4.380	11.279	4.449	11.651
Sergipe	-	-	9.616	3.096	6.773	2.424	5.904	2.596
São Paulo	199.187	170.443	194.228	189.952	149.647	127.703	150.333	139.128
Tocantins	4.538	4.506	7.687	7.691	3.707	3.634	2.213	2.868
Total	560.585	434.758	579.486	473.947	478.949	346.974	481.694	365.619

Nota: *mean* é a média dos valores, *min* é o valor da observação mínima, *max* é o valor da observação máxima, *sd* é o desvio padrão, *p50* é a mediana e *sum* é a soma dos valores

A tabela A9 abaixo apresenta as estatísticas descritivas dos furtos e roubos de celulares frente a outros tipos de crimes patrimoniais, como furtos e roubos de veículo, roubos a estabelecimentos comerciais, roubos a residências e roubos a transeuntes.

Tabela A9: Estatísticas do registro de ocorrências de furtos e roubos no Brasil

variable	min	max	mean	sd	p50	sum
furto_cel	121	189.952	16.052,46	30.884,29	9.521,00	1.621.298
roubo_cel	335	199.187	20.799,15	33.700,77	11.679,00	2.100.714
furto_veic	209	99.346	7.924,55	16.105,91	3.249,50	840.002
roubo_veic	187	58.970	6.799,97	10.415,11	3.690,50	720.797
roubo_resid	124	7.849	1.391,43	1.305,15	1.004,00	147.491
roubo_transe	193	157.778	25.738,59	24.926,54	18.692,00	2.445.166
roubo_comer	130	18.217	2.123,71	2.464,79	1.346,00	222.990

Nota: mean é a média dos valores, min é o valor da observação mínima, max é o valor da observação máxima, sd é o desvio padrão, p50 é a mediana e sum é a soma dos valores

A tabela A10 abaixo apresentada as estatísticas descritivas para os dados anualmente para os crimes registrados.

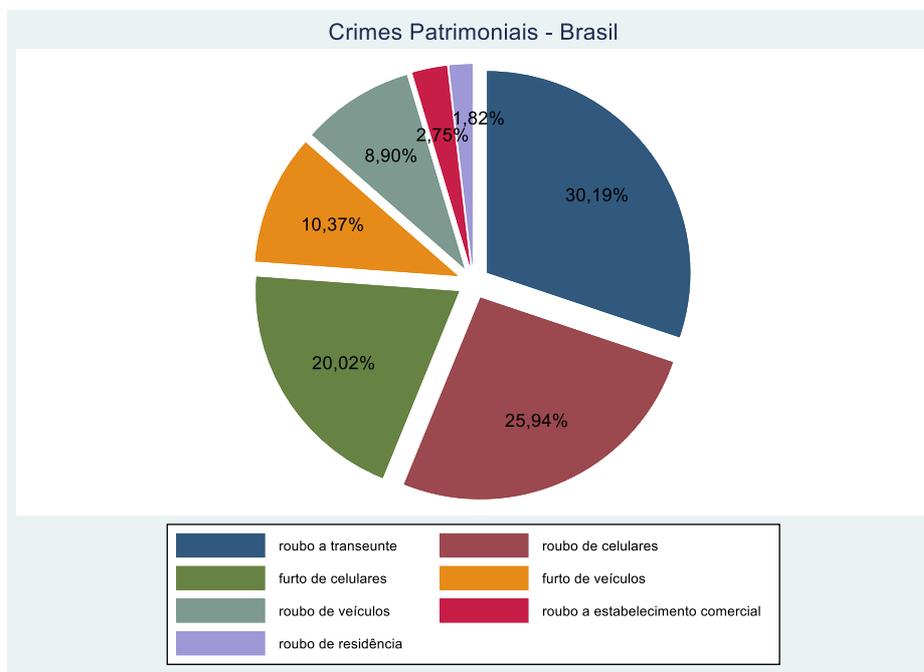
Tabela A10: Estatísticas do registro de ocorrências de furtos e roubos no Brasil por ano

ano	variable	min	max	mean	sd	p50	sum
2018							
	furto_cel	121	170.443	18.902,52	35.404,920	10.338,000	434.758
	roubo_cel	335	199.187	24.373,26	40.879,260	9.637,000	560.585
	furto_veic	617	99.346	9.083,37	18.912,490	3.646,000	245.251
	roubo_veic	340	58.970	9.147,85	14.120,260	3.993,000	246.992
	roubo_resid	306	7.849	1.721,84	1.767,020	952,000	43.046
	roubo_transe	193	157.778	35.329,00	37.374,100	31.686,000	812.567
	roubo_comer	130	18.217	3.068,44	3.956,203	1.833,000	76.711
2019							
	furto_cel	817	189.952	19.747,79	38.218,660	11.368,500	473.947
	roubo_cel	768	194.228	24.145,25	38.286,130	16.942,500	579.486
	furto_veic	701	90.652	8.471,19	17.247,580	3.525,000	228.722
	roubo_veic	512	46.517	7.004,52	10.956,640	3.957,000	189.122
	roubo_resid	202	6.365	1.421,33	1.317,927	1.023,000	38.376
	roubo_transe	2.460	78.329	26.085,67	21.161,850	28.190,000	626.056
	roubo_comer	205	6.632	1.906,27	1.732,728	1.338,500	49.563
2020							
	furto_cel	413	127.703	12.850,89	24.320,970	8.376,000	346.974
	roubo_cel	845	149.647	17.738,85	28.266,590	11.679,000	478.949
	furto_veic	209	65.724	6.810,89	12.891,420	2.975,000	177.083
	roubo_veic	187	31.891	5.498,39	7.493,230	2.532,500	142.958
	roubo_resid	124	4.611	1.191,04	1.004,466	979,000	32.158
	roubo_transe	1.771	65.956	21.712,46	17.512,130	18.699,000	521.099
	roubo_comer	205	6.811	1.728,19	1.680,833	1.146,000	46.661
2021							
	furto_cel	403	139.128	13.541,44	26.217,030	9.494,000	365.619
	roubo_cel	1.016	150.333	17.840,52	28.601,970	10.492,000	481.694
	furto_veic	248	79.670	7.267,15	15.440,620	2.956,000	88.946
	roubo_veic	233	33.041	5.450,96	7.588,420	3.164,500	41.725
	roubo_resid	190	4.832	1.255,96	1.041,360	1.010,000	33.911
	roubo_transe	1.547	65.962	20.226,83	17.551,400	15.601,000	485.444
	roubo_comer	244	8.190	1.853,89	1.731,357	1.302,000	50.055
Total							
	furto_cel	121	189.952	16.052,46	30.884,290	9.521,000	1.621.298
	roubo_cel	335	199.187	20.799,15	33.700,770	11.679,000	2.100.714
	furto_veic	209	99.346	7.924,55	16.105,910	3.249,500	840.002
	roubo_veic	187	58.970	6.799,97	10.415,110	3.690,500	720.797
	roubo_resid	124	7.849	1.391,43	1.305,147	1.004,000	147.491
	roubo_transe	193	157.778	25.738,59	24.926,540	18.692,000	2.445.166
	roubo_comer	130	18.217	2.123,71	2.464,791	1.346,000	222.990

Nota: mean é a média dos valores, min é o valor da observação mínima, max é o valor da observação máxima, sd é o desvio padrão, p50 é a mediana e sum é a soma dos valores

A figura A5 abaixo apresenta a distribuição percentual de outras categorias de roubos e furtos.

Figura A5: Composição (%) das ocorrências patrimoniais no período



Os dados do Instituto de Segurança Pública do RJ com registros de ocorrências a cada 100.000 habitantes, de janeiro de 2014 a setembro de 2022, para 92 municípios do Rio de Janeiro, com 9660 observações, constam na tabela A11.

Tabela A11: Municípios do Estado do Rio de Janeiro - Observações

Município do RJ	Freq.	Percent	Cum.	Município do RJ	Freq.	Percent	Cum.
Angra dos Reis	105	1,09	1,09	Nilópolis	105	1,09	51,09
Aperibé	105	1,09	2,17	Niterói	105	1,09	52,17
Araruama	105	1,09	3,26	Nova Friburgo	105	1,09	53,26
Areal	105	1,09	4,35	Nova Iguaçu	105	1,09	54,35
Armação dos Búzios	105	1,09	5,43	Paracambi	105	1,09	55,43
Arraial do Cabo	105	1,09	6,52	Paraíba do Sul	105	1,09	56,52
Barra do Pirai	105	1,09	7,61	Paraty	105	1,09	57,61
Barra Mansa	105	1,09	8,7	Paty do Alferes	105	1,09	58,7
Belford Roxo	105	1,09	9,78	Petrópolis	105	1,09	59,78
Bom Jardim	105	1,09	10,87	Pinheiral	105	1,09	60,87
Bom Jesus do Itabapoana	105	1,09	11,96	Pirai	105	1,09	61,96
Cabo Frio	105	1,09	13,04	Porciúncula	105	1,09	63,04
Cachoeiras de Macacu	105	1,09	14,13	Porto Real	105	1,09	64,13
Cambuci	105	1,09	15,22	Quatis	105	1,09	65,22
Carapebus	105	1,09	16,3	Queimados	105	1,09	66,3
Comendador Levy Gasparian	105	1,09	17,39	Quissamã	105	1,09	67,39
Campos dos Goytacazes	105	1,09	18,48	Resende	105	1,09	68,48
Cantagalo	105	1,09	19,57	Rio Bonito	105	1,09	69,57
Cardoso Moreira	105	1,09	20,65	Rio Claro	105	1,09	70,65
Carmo	105	1,09	21,74	Rio das Flores	105	1,09	71,74
Casimiro de Abreu	105	1,09	22,83	Rio das Ostras	105	1,09	72,83
Conceição de Macabu	105	1,09	23,91	Rio de Janeiro	105	1,09	73,91
Cordeiro	105	1,09	25	Santa Maria Madalena	105	1,09	75
Duas Barras	105	1,09	26,09	Santo Antônio de Pádua	105	1,09	76,09
Duque de Caxias	105	1,09	27,17	São Francisco de Itabapoana	105	1,09	77,17
Engenheiro Paulo de Frontin	105	1,09	28,26	São Fidélis	105	1,09	78,26
Guapimirim	105	1,09	29,35	São Gonçalo	105	1,09	79,35
Iguaba Grande	105	1,09	30,43	São João da Barra	105	1,09	80,43
Itaboraí	105	1,09	31,52	São João de Meriti	105	1,09	81,52
Itaguaí	105	1,09	32,61	São José de Ubá	105	1,09	82,61
Italva	105	1,09	33,7	São José do Vale do Rio Preto	105	1,09	83,7
Itaocara	105	1,09	34,78	São Pedro da Aldeia	105	1,09	84,78
Itaperuna	105	1,09	35,87	São Sebastião do Alto	105	1,09	85,87
Itatiaia	105	1,09	36,96	Sapucaia	105	1,09	86,96
Japeri	105	1,09	38,04	Saquarema	105	1,09	88,04
Laje do Muriaé	105	1,09	39,13	Seropédica	105	1,09	89,13
Macaé	105	1,09	40,22	Silva Jardim	105	1,09	90,22
Macuco	105	1,09	41,3	Sumidouro	105	1,09	91,3
Magé	105	1,09	42,39	Tanguá	105	1,09	92,39
Mangaratiba	105	1,09	43,48	Teresópolis	105	1,09	93,48
Maricá	105	1,09	44,57	Trajano de Moraes	105	1,09	94,57
Mendes	105	1,09	45,65	Três Rios	105	1,09	95,65
Mesquita	105	1,09	46,74	Valença	105	1,09	96,74
Miguel Pereira	105	1,09	47,83	Varre-Sai	105	1,09	97,83
Miracema	105	1,09	48,91	Vassouras	105	1,09	98,91
Natividade	105	1,09	50	Volta Redonda	105	1,09	100
				Total	9.660	100	

O quadro A1 apresenta a divisão regional dos municípios do RJ

Quadro A1: Regiões e municípios do Rio de Janeiro

Município	Região	Município	Região
Rio de Janeiro	Capital	Itatiaia	Interior
Belford Roxo	Baixada Fluminense	Laje do Muriaé	Interior
Duque de Caxias	Baixada Fluminense	Macaé	Interior
Guapimirim	Baixada Fluminense	Macuco	Interior
Itaguaí	Baixada Fluminense	Mangaratiba	Interior
Japeri	Baixada Fluminense	Mendes	Interior
Magé	Baixada Fluminense	Miguel Pereira	Interior
Mesquita	Baixada Fluminense	Miracema	Interior
Nilópolis	Baixada Fluminense	Natividade	Interior
Nova Iguaçu	Baixada Fluminense	Nova Friburgo	Interior
Paracambi	Baixada Fluminense	Paraíba do Sul	Interior
Queimados	Baixada Fluminense	Paraty	Interior
São João de Meriti	Baixada Fluminense	Paty do Alferes	Interior
Seropédica	Baixada Fluminense	Petrópolis	Interior
Maricá	Grande Niterói	Pinheiral	Interior
Niterói	Grande Niterói	Piraí	Interior
São Gonçalo	Grande Niterói	Porciúncula	Interior
Angra dos Reis	Interior	Porto Real	Interior
Aperibé	Interior	Quatis	Interior
Araruama	Interior	Quissamã	Interior
Areal	Interior	Resende	Interior
Armação dos Búzios	Interior	Rio Bonito	Interior
Arraial do Cabo	Interior	Rio Claro	Interior
Barra do Piraí	Interior	Rio das Flores	Interior
Barra Mansa	Interior	Rio das Ostras	Interior
Bom Jardim	Interior	Santa Maria Madalena	Interior
Bom Jesus do Itabapoana	Interior	Santo Antônio de Pádua	Interior
Cabo Frio	Interior	São Francisco de Itabapoana	Interior
Cachoeiras de Macacu	Interior	São Fidélis	Interior
Cambuci	Interior	São João da Barra	Interior
Carapebus	Interior	São José de Ubá	Interior
Comendador Levy Gasparian	Interior	São José do Vale do Rio Preto	Interior
Campos dos Goytacazes	Interior	São Pedro da Aldeia	Interior
Cantagalo	Interior	São Sebastião do Alto	Interior
Cardoso Moreira	Interior	Sapucaia	Interior
Carmo	Interior	Squarema	Interior
Casimiro de Abreu	Interior	Silva Jardim	Interior
Conceição de Macabu	Interior	Sumidouro	Interior
Cordeiro	Interior	Tanguá	Interior
Duas Barras	Interior	Teresópolis	Interior
Engenheiro Paulo de Frontin	Interior	Trajano de Moraes	Interior
Iguaba Grande	Interior	Três Rios	Interior
Itaboraí	Interior	Valença	Interior
Italva	Interior	Varre-Sai	Interior
Itaocara	Interior	Vassouras	Interior
Itaperuna	Interior	Volta Redonda	Interior

ANEXO A – ESTUDO DE EVENTOS EM PAINEL (OUTPUT)

```

. *****ESTUDO DE EVENTOS EM PAINEL *****
. /*
> Assumindo-se:
> CI = 95
> Baseline = -1
> Todas lags e leads
> */
.
. *Roubo de celulares - HDFE
. eventdd roubo_celular, hdfe absorb(i.ano i.fmun_cod) timevar(timeToTreat) ci(rcap) cluster(fmun_cod) noline baseline(-1)
level(95) gr
> aph_op(ytitle("Coeficiente - roubo_celular", size(medsmall)) ylabel(-3(1)3, labsize(small)) ymtick(, labsize(small))
xtitle("Período"
> , size(medsmall)) xlabel(-82(6)22, labsize(small)) xmtick(, labsize(small)) xline(-1) title(Estudo de Eventos em Painel -
Roubo de ce
> lulares (HDFE), size(medsmall)))
(MWFE estimator converged in 3 iterations)
warning: missing F statistic; dropped variables due to collinearity or too few clusters
note: lead71 omitted because of collinearity
note: lead59 omitted because of collinearity
note: lead47 omitted because of collinearity
note: lead35 omitted because of collinearity
note: lead23 omitted because of collinearity
note: lead11 omitted because of collinearity
note: lag13 omitted because of collinearity
note: lag22 omitted because of collinearity

HDFE Linear regression                               Number of obs =          9,166
Absorbing 2 HDFE groups                             F( 96,          91) =          .
Statistics robust to heteroskedasticity              Prob > F                =          .
                                                    R-squared               =         0.6865
                                                    Adj R-squared           =         0.6796
                                                    Within R-sq.            =         0.0350
Number of clusters (fmun_cod) =                      92                Root MSE                =         2.7845

-----
              (Std. Err. adjusted for 92 clusters in fmun_cod)
-----
roubo_celu-r |          Coef.      Robust      t      P>|t|      [95% Conf. Interval]
-----+-----
lead82 |   -0.5022826   .1677327   -2.99   0.004   -0.835463   -0.1691022
lead81 |   -0.5573913   .1679292   -3.32   0.001   -0.890962   -0.2238206
lead80 |   -0.2033696   .1953415   -1.04   0.301   -0.5913914   .1846522
lead79 |   -0.406413    .1656624   -2.45   0.016   -0.7354811   -0.077345
lead78 |   -0.2411957   .1598204   -1.51   0.135   -0.5586593   .076268
lead77 |   -0.3121739   .1244032   -2.51   0.014   -0.5592856   -0.0650622
lead76 |   -0.0191304   .1972362   -0.10   0.923   -0.410916    .3726551
lead75 |   .1041304     .165817    0.63   0.532   -0.2252447   .4335056
lead74 |   .0297826     .1526264   0.20   0.846   -0.273391    .3329562
lead73 |   -0.121087    .1184955   -1.02   0.310   -0.3564637   .1142898
lead72 |   -0.006413    .1727574   -0.04   0.970   -0.3495743   .3367482
lead71 |           0      (omitted)
lead70 |   -0.4122826   .1994166   -2.07   0.042   -0.8083992   -0.016166
lead69 |   -0.3931522   .1933255   -2.03   0.045   -0.7771696   -0.0091348
lead68 |   -0.5167391   .2331909   -2.22   0.029   -0.9799441   -0.0535341
lead67 |   -0.0617391   .2347501   -0.26   0.793   -0.5280413   .4045631
lead66 |   -0.3438043   .1956714   -1.76   0.082   -0.7324815   .0448728
lead65 |   -0.5604348   .2001251   -2.80   0.006   -0.9579587   -0.1629109
lead64 |   -0.1932609   .2200342   -0.88   0.382   -0.6303317   .24381
lead63 |   .2067391     .2611663   0.79   0.431   -0.3120357   .7255139
lead62 |   .2119565     .2253507   0.94   0.349   -0.2356749   .659588
lead61 |   .0189133     .1959449   0.10   0.923   -0.3703075   .4081336
lead60 |   .1277174     .2080904   0.61   0.541   -0.2856286   .5410634
lead59 |           0      (omitted)
lead58 |   -0.6325     .3528492   -1.79   0.076   -1.333392    .0683916
lead57 |   -0.3252174   .358632    -0.91   0.367   -1.037596    .387161
lead56 |   -0.1179348   .306853    -0.38   0.702   -0.7274606   .4915911
lead55 |   -0.1593478   .2512959   -0.63   0.528   -0.6585162   .3398206
lead54 |   -0.2979348   .3166841   -0.94   0.349   -0.9269888   .3311192
lead53 |   .1848913     .305595    0.61   0.547   -0.4221356   .7919182
lead52 |   .3323913     .2831393   1.17   0.243   -0.2300302   .8948128
lead51 |   .4022826     .2710494   1.48   0.141   -0.1361237   .9406889
lead50 |   .7630435     .3013093   2.53   0.013   .1645296    1.361557
lead49 |   .2726087     .2245032   1.21   0.228   -0.1733393   .7185567
lead48 |   .5138043     .2941634   1.75   0.084   -0.0705151   1.098124
lead47 |           0      (omitted)
lead46 |   -0.9602174   .3820678   -2.51   0.014   -1.719148    -0.2012866
lead45 |   -2.403043    .4449748   -5.40   0.000   -3.286931    -1.519156
lead44 |   -0.3734783   .4540349   -0.82   0.413   -1.275363    .5284063
lead43 |   .6348913     .4842895   1.31   0.193   -0.3270903   1.596873
lead42 |   1.373478     .6331741   2.17   0.033   .1157557    2.631201
lead41 |   .9616304     .4416394   2.18   0.032   .0843679    1.838893
lead40 |   .7419565     .4262129   1.74   0.085   -0.104663    1.588576
lead39 |   .8526087     .4264299   2.00   0.049   .0055581    1.699659
lead38 |   .3039133     .3206072   0.95   0.346   -0.3329338   .9407599
lead37 |   .6134783     .4012996   1.53   0.130   -0.183654    1.410611
lead36 |   .2328261     .3639816   0.64   0.524   -0.4901786   .9558307
lead35 |           0      (omitted)
lead34 |   .2693478     .3386462   0.80   0.428   -0.4033313   .942027
lead33 |   .0891304     .3711718   0.24   0.811   -0.6481568   .8264176
lead32 |   .1880435     .3549529   0.53   0.598   -0.5170268   .8931138
lead31 |   .3444565     .3399462   1.01   0.314   -0.3308048   1.019718
lead30 |   .1545652     .3404774   0.45   0.651   -0.5217514   .8308818
lead29 |   .5489133     .3610605   1.52   0.132   -0.1682893   1.266115
lead28 |   .0961957     .3039239   0.32   0.752   -0.5075118   .6999031
lead27 |   .1508696     .3168778   0.48   0.635   -0.4785692   .7803084
lead26 |   -0.056087    .2741145   -0.20   0.838   -0.6005817   .4884078

```

lead25		.4426087	.3289369	1.35	0.182	-.2107841	1.096002
lead24		.0326087	.2762582	0.12	0.906	-.5161443	.5813617
lead23		0	(omitted)				
lead22		1.004022	.4848873	2.07	0.041	.0408526	1.967191
lead21		-.248587	.401475	-0.62	0.537	-1.046068	.5488938
lead20		1.556087	.4406955	3.53	0.001	.6806995	2.431474
lead19		1.400109	.4449595	3.15	0.002	.5162514	2.283966
lead18		.8198913	.4481198	1.83	0.071	-.0702437	1.710026
lead17		1.203478	.4234359	2.84	0.006	.3623748	2.044582
lead16		.7980435	.420999	1.90	0.061	-.0382193	1.634306
lead15		.7827174	.3770239	2.08	0.041	.0338057	1.531629
lead14		.0028261	.3552623	0.01	0.994	-.7028589	.708511
lead13		.5834783	.3730509	1.56	0.121	-.1575415	1.324498
lead12		.1491304	.3075559	0.48	0.629	-.4617917	.7600525
lead11		0	(omitted)				
lead10		2.442656	.442609	5.52	0.000	1.563468	3.321845
lead9		1.815591	.390287	4.65	0.000	1.040334	2.590848
lead8		.8218954	.2720427	3.02	0.003	.281516	1.362275
lead7		.0622215	.2404793	0.26	0.796	-.415461	.539904
lead6		-.0614741	.2671219	-0.23	0.819	-.592079	.4691307
lead5		-.0485394	.3091055	-0.16	0.876	-.6625394	.5654607
lead4		.4017867	.2397019	1.68	0.097	-.0743518	.8779252
lead3		.0312329	.2538332	0.12	0.902	-.4729756	.5354414
lead2		.1138356	.1622462	0.70	0.485	-.2084465	.4361177
lag0		.2627397	.2695243	0.97	0.332	-.2726371	.7981166
lag1		.2912329	.3224183	0.90	0.369	-.3492115	.9316773
lag2		1.333973	.3844458	3.47	0.001	.5703183	2.097627
lag3		.9282192	.3226796	2.88	0.005	.2872558	1.569183
lag4		1.269726	.3690361	3.44	0.001	.5366812	2.002771
lag5		.589726	.2549789	2.31	0.023	.0832417	1.09621
lag6		.7	.3307942	2.12	0.037	.0429179	1.357082
lag7		.829589	.379326	2.19	0.031	.0761045	1.583074
lag8		1.09726	.4174978	2.63	0.010	.2679522	1.926568
lag9		.6689041	.3096355	2.16	0.033	.0538512	1.283957
lag10		.3605479	.2470017	1.46	0.148	-.1300905	.8511864
lag11		.9184932	.33153	2.77	0.007	.2599496	1.577037
lag12		.5889041	.340128	1.73	0.087	-.0867183	1.264527
lag13		0	(omitted)				
lag14		-.33	.3043838	-1.08	0.281	-.9346211	.2746211
lag15		-.7035616	.3123242	-2.25	0.027	-1.323955	-.083168
lag16		-.059589	.2510879	-0.24	0.813	-.5583443	.4391662
lag17		-.3731507	.260481	-1.43	0.155	-.8905642	.1442628
lag18		.0289041	.3011933	0.10	0.924	-.5693795	.6271877
lag19		-.2794521	.2791674	-1.00	0.319	-.8339838	.2750797
lag20		.0312329	.2514245	0.12	0.901	-.468191	.5306568
lag21		-.1112329	.2782647	-0.40	0.690	-.6639716	.4415058
lag22		0	(omitted)				
_cons		2.523186	.068697	36.73	0.000	2.386728	2.659644

Absorbed degrees of freedom:

Absorbed FE	Categories	Redundant	Num. Coefs
ano	9	0	9
fmun_cod	92	92	0 *

* = FE nested within cluster; treated as redundant for DoF computation

. estat eventdd

Joint significance test for
leads and lags

LEADS

F-stat: 13.1326
P-value: 0.0000
Degrees of freedom (75,91)

LAGS

F-stat: 1.9131
P-value: 0.0188
Degrees of freedom (21,91)

. *mostrar Lags e Leads
. mat list e(lags)

e(lags) [23,4]

	Lag	LB	Est	UB
r1	0	-.27263713	.26273972	.79811656
r2	1	-.34921154	.29123288	.93167728
r3	2	.57031828	1.3339726	2.0976269
r4	3	.28725582	.9282192	1.5691825
r5	4	.53668123	1.269726	2.0027709
r6	5	.08324167	.58972603	1.0962104
r7	6	.04291794	.69999999	1.357082
r8	7	.07610452	.82958907	1.5830736
r9	8	.26795217	1.0972602	1.9265684
r10	9	.05385123	.66890413	1.283957
r11	10	-.1300905	.36054796	.85118639
r12	11	.25994956	.91849315	1.5770367
r13	12	-.08671832	.58890408	1.2645265
r14	13	0	0	0
r15	14	-.9346211	-.33000001	.27462113
r16	15	-1.3239553	-.70356166	-.08316801
r17	16	-.55834424	-.05958904	.43916619
r18	17	-.8905642	-.37315068	.14426281
r19	18	-.56937945	.02890411	.62718767
r20	19	-.83398378	-.27945206	.27507967

```

r21      20      -.468191      .03123288      .53065675
r22      21      -.66397154     -.11123288     .44150582
r23      22       0           0             0

```

```

.      mat list e(leads)

```

```

e(leads) [82,4]

```

	Lead	LB	Est	UB
r82	1	0	0	0
r81	2	-.20844646	.11383562	.43611768
r80	3	-.47297561	.03123288	.53544134
r79	4	-.07435176	.40178671	.87792522
r78	5	-.66253942	-.04853937	.56546068
r77	6	-.59207898	-.06147415	.46913067
r76	7	-.41546103	.0622215	.53990406
r75	8	.28151596	.82189542	1.3622749
r74	9	1.0403339	1.8155911	2.5908482
r73	10	1.5634679	2.4426563	3.3218448
r72	11	0	0	0
r71	12	-.46179166	.14913043	.7600525
r70	13	-.15754154	.58347827	1.3244981
r69	14	-.70285887	.00282609	.70851105
r68	15	.03380569	.78271741	1.5316291
r67	16	-.03821929	.79804349	1.6343062
r66	17	.36237484	1.2034782	2.0445817
r65	18	-.07024368	.81989133	1.7100263
r64	19	.51625139	1.4001087	2.2839661
r63	20	.68069953	1.5560869	2.4314744
r62	21	-1.0460677	-.24858695	.54889375
r61	22	.04085265	1.0040218	1.9671909
r60	23	0	0	0
r59	24	-.51614434	.0326087	.58136171
r58	25	-.21078412	.44260868	1.0960015
r57	26	-.60058171	-.05608696	.48840782
r56	27	-.47856924	.15086956	.78030837
r55	28	-.50751173	.09619565	.69990307
r54	29	-.16828935	.54891306	1.2661154
r53	30	-.5217514	.15456522	.83088183
r52	31	-.33080477	.34445652	1.0197178
r51	32	-.51702678	.18804348	.89311379
r50	33	-.64815676	.08913043	.82641762
r49	34	-.40333134	.26934782	.94202697
r48	35	0	0	0
r47	36	-.49017856	.23282608	.95583075
r46	37	-.18365401	.61347824	1.4106106
r45	38	-.33293384	.30391306	.94075996
r44	39	.00555814	.85260868	1.6996592
r43	40	-.10466302	.74195653	1.5885761
r42	41	.08436794	.96163046	1.8388929
r41	42	.11575573	1.3734783	2.6312008
r40	43	-.32709032	.63489133	1.5968729
r39	44	-1.2753628	-.37347826	.52840632
r38	45	-3.2869313	-2.4030435	-1.5191557
r37	46	-1.7191483	-.96021742	-.20128655
r36	47	0	0	0
r35	48	-.07051513	.51380438	1.0981238
r34	49	-.17333926	.2726087	.71855664
r33	50	.16452955	.76304346	1.3615574
r32	51	-.1361237	.4022826	.94068891
r31	52	-.23003021	.33239129	.89481282
r30	53	-.42213565	.1848913	.79191822
r29	54	-.92698878	-.29793477	.33111924
r28	55	-.65851623	-.15934783	.33982059
r27	56	-.72746062	-.11793479	.49159107
r26	57	-1.0375957	-.3252174	.38716099
r25	58	-1.3333915	-.63249999	.0683916
r24	59	0	0	0
r23	60	-.28562865	.12771739	.54106343
r22	61	-.37030748	.01891304	.40813357
r21	62	-.23567493	.21195652	.65958798
r20	63	-.31203568	.20673913	.72551394
r19	64	-.63033175	-.19326086	.24381
r18	65	-.95795864	-.56043476	-.16291089
r17	66	-.73248148	-.34380436	.04487277
r16	67	-.5280413	-.06173913	.40456307
r15	68	-.97994411	-.51673913	-.05353414
r14	69	-.77716959	-.39315218	-.00913479
r13	70	-.8083992	-.41228262	-.01616604
r12	71	0	0	0
r11	72	-.34957433	-.00641304	.33674824
r10	73	-.35646376	-.12108696	.11428984
r9	74	-.27339101	.02978261	.33295622
r8	75	-.2252447	.10413043	.43350556
r7	76	-.410916	-.01913043	.37265512
r6	77	-.55928564	-.3121739	-.0650622
r5	78	-.55865926	-.24119565	.07626797
r4	79	-.73548114	-.40641305	-.07734495
r3	80	-.59139138	-.20336956	.18465224
r2	81	-.89096206	-.55739129	-.22382057
r1	82	-.83546299	-.50228262	-.16910221

```

.      *Teste F de tendências prévias
.      estat leads

```

```

-----
Joint significance test for leads
-----

```

```

F-stat:      13.1326
P-value:     0.0000
-----
Degrees of freedom      (75,91)
-----

```

```

.
.      *Furto de celulares e covariadas - HDFE
. eventdd furto_celular, hdfe absorb(i.ano i.fmun_cod) timevar(timeToTreat) ci(rcap) cluster(fmun_cod) noline baseline(-1)
level(95) gr
> aph_op(ytitle("Coeficiente - furto_celular", size(medsmall)) ylabel(-4(2)6, labszsize(small)) ymtick(, labszsize(small))
xtitle("Periodo"
> , size(medsmall)) xlabel(-82(6)22, labszsize(small)) xmtick(, labszsize(small)) xline(-1) title(Estudo de Eventos em Painel -
Furto de ce
> lulares (HDFE), size(medsmall)))
(MWFE estimator converged in 3 iterations)
warning: missing F statistic; dropped variables due to collinearity or too few clusters
note: lead71 omitted because of collinearity
note: lead59 omitted because of collinearity
note: lead47 omitted because of collinearity
note: lead35 omitted because of collinearity
note: lead23 omitted because of collinearity
note: lead11 omitted because of collinearity
note: lag13 omitted because of collinearity
note: lag22 omitted because of collinearity

```

```

HDFE Linear regression                               Number of obs   =      9,166
Absorbing 2 HD FE groups                           F( 96,      91) =      .
Statistics robust to heteroskedasticity             Prob > F        =      .
                                                    R-squared       =     0.2145
                                                    Adj R-squared  =     0.1973
                                                    Within R-sq.   =     0.0319
                                                    Root MSE      =     5.5851

Number of clusters (fmun_cod) =      92

```

(Std. Err. adjusted for 92 clusters in fmun_cod)

furto_celu-r	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
lead82	1.021196	.6336537	1.61	0.111	-.2374795	2.279871
lead81	.2153261	.5480647	0.39	0.695	-.8733371	1.303989
lead80	1.341522	.6273181	2.14	0.035	.0954315	2.587612
lead79	-.1317391	.5581167	-0.24	0.814	-1.240369	.9768912
lead78	.67	.4509625	1.49	0.141	-.2257815	1.565782
lead77	.3143478	.708514	0.44	0.658	-1.093028	1.721724
lead76	1.3625	.7917224	1.72	0.089	-.2101592	2.935159
lead75	.6142391	.5290832	1.16	0.249	-.4367197	1.665198
lead74	.5109783	.5722623	0.89	0.374	-.6257506	1.647707
lead73	.4452174	.5042931	0.88	0.380	-.5564989	1.446934
lead72	.3429348	.5401698	0.63	0.527	-.7300461	1.415916
lead71	0	(omitted)				
lead70	-.5795652	.480492	-1.21	0.231	-1.534004	.3748732
lead69	-.5367391	.5480025	-0.98	0.330	-1.625279	.5518006
lead68	-.385	.5453656	-0.71	0.482	-1.468302	.6983017
lead67	-.6945652	.593441	-1.17	0.245	-1.873363	.4842323
lead66	-.811087	.5745333	-1.41	0.161	-1.952327	.3301529
lead65	.3077174	.5682325	0.54	0.589	-.8210068	1.436442
lead64	.3303261	.6328735	0.52	0.603	-.9267994	1.587452
lead63	1.150109	1.143527	1.01	0.317	-1.121368	3.421585
lead62	-.3501087	.5995424	-0.58	0.561	-1.541026	.8408087
lead61	.3670652	.6044292	0.61	0.545	-.8335591	1.56769
lead60	.3191304	.6633068	0.48	0.632	-.998447	1.636708
lead59	0	(omitted)				
lead58	.6445652	.7025626	0.92	0.361	-.7509891	2.04012
lead57	.568587	.6025761	0.94	0.348	-.6283565	1.76553
lead56	.6782609	.6450019	1.05	0.296	-.6029563	1.959478
lead55	.1230435	.6114613	0.20	0.841	-1.091549	1.337636
lead54	.5602174	.715315	0.78	0.436	-.860668	1.981103
lead53	.5396739	.6611467	0.82	0.416	-.7736128	1.852961
lead52	.4598913	.691184	0.67	0.507	-.9130608	1.832843
lead51	.761087	.7608247	1.00	0.320	-.7501978	2.272372
lead50	1.329239	.6532968	2.03	0.045	.0315454	2.626933
lead49	.8486957	.6002464	1.41	0.161	-.34362	2.041011
lead48	-.2201087	.6365232	-0.35	0.730	-1.484484	1.044267
lead47	0	(omitted)				
lead46	-1.159239	.4673606	-2.48	0.015	-2.087594	-.2308847
lead45	-3.039783	.3724428	-8.16	0.000	-3.779595	-2.299971
lead44	-1.068696	.472673	-2.26	0.026	-2.007603	-.1297887
lead43	1.214239	.9575809	1.27	0.208	-.6878777	3.116356
lead42	1.95663	.7610508	2.57	0.012	.4448965	3.468364
lead41	1.295217	.609135	2.13	0.036	.0852456	2.505189
lead40	2.068913	1.054851	1.96	0.053	-.0264192	4.164245
lead39	.6948913	.6251163	1.11	0.269	-.5468254	1.936608
lead38	1.218587	.513833	2.37	0.020	.1979208	2.239253
lead37	1.176087	.7996366	1.47	0.145	-.412293	2.764467
lead36	.2316304	.5420351	0.43	0.670	-.8450556	1.308317
lead35	0	(omitted)				
lead34	.8941304	.7169177	1.25	0.216	-.5299385	2.318199
lead33	-.0069565	.5626127	-0.01	0.990	-1.124518	1.110604
lead32	.4367391	.5203144	0.84	0.403	-.5968015	1.47028
lead31	.3667391	.5104676	0.72	0.474	-.647242	1.38072
lead30	-.1454348	.497506	-0.29	0.771	-1.133669	.8427998
lead29	.1680435	.8187359	0.21	0.838	-1.458275	1.794362
lead28	.7004348	.7031772	1.00	0.322	-.6963404	2.09721
lead27	.6967391	.5212313	1.34	0.185	-.3386228	1.732101
lead26	.2442391	.7032029	0.35	0.729	-1.152587	1.641065
lead25	.1078261	.4501375	0.24	0.811	-.7863168	1.001969
lead24	-.3206522	.570184	-0.56	0.575	-1.453253	.8119484
lead23	0	(omitted)				
lead22	.6954348	.8007696	0.87	0.387	-.8951956	2.286065
lead21	-.2081522	.7282372	-0.29	0.776	-1.654706	1.238402
lead20	1.417935	.7112625	1.99	0.049	.0050991	2.83077
lead19	-.1532609	.7348423	-0.21	0.835	-1.612935	1.306413
lead18	.2955435	.8372447	0.35	0.725	-1.36754	1.958627
lead17	1.495435	1.350322	1.11	0.271	-1.186813	4.177683
lead16	.7609783	1.064278	0.72	0.476	-1.353079	2.875035
lead15	.7448913	.8551616	0.87	0.386	-.9537821	2.443565
lead14	.1217391	.6545751	0.19	0.853	-1.178494	1.421972

```

lead13 | 1.215978 .9301653 1.31 0.194 -.6316808 3.063637
lead12 | -.2290217 .6954207 -0.33 0.743 -1.61039 1.152346
lead11 | 0 (omitted)
lead10 | 3.188028 .8304132 3.84 0.000 1.538515 4.837542
lead9 | 5.111833 1.18738 4.31 0.000 2.753248 7.470417
lead8 | -.0956672 .5189584 -0.18 0.854 -1.126514 .9351799
lead7 | -2.351319 .4050088 -5.81 0.000 -3.15582 -1.546819
lead6 | -1.829254 .389213 -4.70 0.000 -2.602378 -1.05613
lead5 | -1.90545 .4213321 -4.52 0.000 -2.742374 -1.068525
lead4 | -1.044472 .461541 -2.26 0.026 -1.961266 -.1276771
lead3 | -.4839726 .5321096 -0.91 0.365 -1.540943 .5729978
lead2 | .1983562 .5924192 0.33 0.739 -.9784119 1.375124
lag0 | .2146575 .4636467 0.46 0.644 -1.7063197 1.135635
lag1 | .2861644 .453064 0.63 0.529 -.6137915 1.18612
lag2 | -.5646575 1.100572 -0.51 0.609 -2.750809 1.621494
lag3 | -1.053425 1.083313 -0.97 0.333 -3.205293 1.098443
lag4 | -1.258904 .9825897 -1.28 0.203 -3.210698 .6928896
lag5 | -2.1 1.002505 -2.09 0.039 -4.091352 -.1086479
lag6 | -2.249178 .8994245 -2.50 0.014 -4.035774 -.4625818
lag7 | -1.243014 1.020348 -1.22 0.226 -3.26981 .7837828
lag8 | -1.381781 1.064901 -1.30 0.198 -3.497075 .7335133
lag9 | -1.485342 .9947993 -1.49 0.139 -3.461389 .4907041
lag10 | -1.746712 .8102697 -2.16 0.034 -3.356213 -.1372112
lag11 | -.6823288 .5324497 -1.28 0.203 -1.739975 .3753171
lag12 | -.6341096 .996295 -0.64 0.526 -2.613127 1.344908
lag13 | 0 (omitted)
lag14 | .1530137 1.862008 0.08 0.935 -3.545636 3.851663
lag15 | -.9215068 .9011046 -1.02 0.309 -2.71144 .8684267
lag16 | -.1924658 .8036623 -0.24 0.811 -1.788842 1.403911
lag17 | -.6294521 .8833919 -0.71 0.478 -2.384202 1.125297
lag18 | 1.263562 1.330826 0.95 0.345 -1.37996 3.907084
lag19 | -.3342466 .9889053 -0.34 0.736 -2.298585 1.630092
lag20 | 1.354795 1.717885 0.79 0.432 -2.057574 4.767163
lag21 | 2.394658 2.265926 1.06 0.293 -2.106326 6.895641
lag22 | 0 (omitted)
_cons | 4.452097 .1433725 31.05 0.000 4.167305 4.736889

```

Absorbed degrees of freedom:

```

-----+-----
Absorbed FE | Categories - Redundant = Num. Coefs |
-----+-----
ano | 9 0 9 |
fmun_cod | 92 92 0 * |
-----+-----

```

* = FE nested within cluster; treated as redundant for DoF computation

. estat eventdd

Joint significance test for
leads and lags

```

-----
LEADS
-----
F-stat: 43.4744
P-value: 0.0000
Degrees of freedom (75,91)
-----

```

```

-----
LAGS
-----
F-stat: 2.5082
P-value: 0.0014
Degrees of freedom (21,91)
-----

```

```

. *mostrar lags e Leads
. mat list e(lags)

```

```

e(lags) [23,4]
      Lag      LB      Est      UB
r1      0  -.70631969  .21465753  1.1356348
r2      1  -.61379153  .28616437  1.1861203
r3      2  -2.7508094  -.56465751  1.6214944
r4      3  -3.2052927  -1.0534247  1.0984435
r5      4  -3.2106979  -1.2589041  .69288963
r6      5  -4.091352   -2.0999999  -1.0864792
r7      6  -4.0357742   -2.2491782  -.46258181
r8      7  -3.2698102   -1.2430137  .78378284
r9      8  -3.4970751   -1.3817809  .73351336
r10     9  -3.4613891   -1.4853425  .49070412
r11    10  -3.3562136   -1.7467123  -.13721119
r12    11  -1.7399746   -.68232876  .3753171
r13    12  -2.6131272   -.63410962  1.344908
r14    13      0      0      0
r15    14  -3.5456359  .15301369  3.8516634
r16    15  -2.7114403  -.92150682  .86842668
r17    16  -1.7888421  -.19246575  1.4039106
r18    17  -2.3842015  -.62945205  1.1252975
r19    18  -1.3799603  1.2635616  3.9070835
r20    19  -2.2985854  -.33424658  1.6300924
r21    20  -2.057574   1.3547945  4.7671628
r22    21  -2.1063263  2.3946576  6.8956413
r23    22      0      0      0

```

```

. mat list e(leads)

```

```

e(leads) [82,4]
      Lead      LB      Est      UB
r82     1      0      0      0
r81     2  -.97841191  .19835617  1.3751242
r80     3  -1.540943  -.48397261  .57299781
r79     4  -1.961266  -1.0444716  -.12767707

```

r78	5	-2.7423744	-1.9054499	-1.0685254
r77	6	-2.6023781	-1.8292542	-1.0561303
r76	7	-3.1558197	-2.3513193	-1.5468192
r75	8	-1.1265144	-.09566724	.93517995
r74	9	2.7532482	5.1118326	7.470417
r73	10	1.5385146	3.1880283	4.8375421
r72	11	0	0	0
r71	12	-1.6103896	-.22902174	1.1523461
r70	13	-.63168085	1.2159783	3.0636373
r69	14	-1.1784939	.12173913	1.4219722
r68	15	-.95378214	.74489129	2.4435647
r67	16	-1.3530788	.76097828	2.8750355
r66	17	-1.1868135	1.4954348	4.1776829
r65	18	-1.3675404	.29554349	1.9586273
r64	19	-1.6129347	-.15326087	1.3064131
r63	20	.00509911	1.4179348	2.8307705
r62	21	-1.6547059	-.20815217	1.2384015
r61	22	-.89519566	.69543481	2.2860651
r60	23	0	0	0
r59	24	-1.4532527	-.32065219	.81194836
r58	25	-.78631687	.10782608	1.001969
r57	26	-1.1525871	.24423914	1.6410654
r56	27	-.33862284	.69673914	1.7321011
r55	28	-.69634044	.7004348	2.0972099
r54	29	-1.4582748	.16804348	1.7943618
r53	30	-1.1336694	-.14543478	.84279984
r52	31	-.64724201	.36673912	1.3807203
r51	32	-.59680152	.43673912	1.4702798
r50	33	-1.1245176	-.00695652	1.1106045
r49	34	-.52993846	.89413041	2.3181994
r48	35	0	0	0
r47	36	-.84505564	.23163043	1.3083165
r46	37	-.41229302	1.1760869	2.764467
r45	38	-.19792084	1.2185869	2.239253
r44	39	-.54682541	.69489133	1.9366081
r43	40	-.02641924	2.068913	4.1642451
r42	41	.08524561	1.2952174	2.5051892
r41	42	.44489646	1.9566305	3.4683645
r40	43	-.68787766	1.2142391	3.1163559
r39	44	-2.0076027	-1.0686957	-.12978871
r38	45	-3.7795947	-3.0397825	-2.2999706
r37	46	-2.0875936	-1.1592392	-.23088473
r36	47	0	0	0
r35	48	-1.484484	-.2201087	1.0442665
r34	49	-.34361997	.84869564	2.0410113
r33	50	.03154539	1.3292391	2.6269329
r32	51	-.75019783	.76108694	2.2723718
r31	52	-.91306078	.45989129	1.8328434
r30	53	-.7736128	.53967392	1.8529606
r29	54	-.860668	.56021738	1.9811028
r28	55	-1.0915494	.12304348	1.3376364
r27	56	-.60295624	.67826086	1.959478
r26	57	-.62835652	.56858695	1.7655305
r25	58	-.75098914	.64456522	2.0401196
r24	59	0	0	0
r23	60	-.998447	.31913042	1.6367079
r22	61	-.8335591	.36706522	1.5676895
r21	62	-1.541026	-.35010868	.84080863
r20	63	-1.1213678	1.1501087	3.4215851
r19	64	-.92679942	.33032608	1.5874516
r18	65	-.82100677	.30771738	1.4364415
r17	66	-1.9523268	-.81108695	.33015284
r16	67	-1.8733628	-.69456524	.48423234
r15	68	-1.4683018	-.38499999	.69830173
r14	69	-1.6252788	-.53673911	.55180061
r13	70	-1.5340036	-.57956523	.37487319
r12	71	0	0	0
r11	72	-.73004615	.34293479	1.4159157
r10	73	-.55649889	.4452174	1.4469336
r9	74	-.6257506	.51097828	1.6477071
r8	75	-.43671972	.61423916	1.665198
r7	76	-.2101592	1.3625	2.9351592
r6	77	-1.0930282	.31434783	1.7217239
r5	78	-.22578155	.67000002	1.5657816
r4	79	-1.2403694	-.13173912	.97689116
r3	80	.09543145	1.3415217	2.5876119
r2	81	-.87333703	.21532609	1.3039892
r1	82	-.23747951	1.0211957	2.2798707

. *Teste F de tendências prévias
estat leads

Joint significance test for leads

F-stat: 43.4744
P-value: 0.0000

Degrees of freedom (75,91)

.
.
. log close


```

. reghdfe z_crime i.gr_tratamento108##ib82.periodo if periodo>=58 & regioa_cod==4, absorb(i.fmun_crime i.ano) vce(cluster
fmun_cod)
note: lbn.gr_tratamento108 is probably collinear with the fixed effects (all partialled-out values are close to zero; tol =
1.0e-09)
(MWFE estimator converged in 2 iterations)
warning: missing F statistic; dropped variables due to collinearity or too few clusters
note: 1.gr_tratamento108 omitted because of collinearity
note: 60.periodo omitted because of collinearity
note: 72.periodo omitted because of collinearity
note: 96.periodo omitted because of collinearity
note: 105.periodo omitted because of collinearity

```

```

HDFE Linear regression      Number of obs =      1,632
Absorbing 2 HDFE groups    F( 90, 16) =      .
Statistics robust to heteroskedasticity  Prob > F =      .
                                         R-squared =      0.7811
                                         Adj R-squared =     0.7625
                                         Within R-sq. =     0.1895
                                         Root MSE =      0.5999
Number of clusters (fmun_cod) =      17

```

(Std. Err. adjusted for 17 clusters in fmun_cod)

	z_crime	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
1.gr_tratamento108		0 (omitted)				
periodo						
58		.3157198	.0823295	3.83	0.001	.141189 .4902505
59		.1636361	.0764316	2.14	0.048	.0016085 .3256638
60		0 (omitted)				
61		.5161801	.1330822	3.88	0.001	.2340585 .7983018
62		.2979875	.125027	2.38	0.030	.0329421 .5630329
63		.4564831	.182806	2.50	0.024	.0689517 .8440145
64		.4028995	.1035062	3.89	0.001	.1834761 .6223229
65		.5087622	.0980554	5.19	0.000	.3008939 .7166305
66		.249633	.1012218	2.47	0.025	.0350523 .4642137
67		.2667351	.0857823	3.11	0.007	.0848848 .4485854
68		.2402805	.0540857	4.44	0.000	.1256238 .3549371
69		-.0834984	.0640551	-1.30	0.211	-.2192892 .0522923
70		.1498284	.0613492	2.44	0.027	.019774 .2798829
71		-.0230718	.0604381	-0.38	0.708	-.1511949 .1050513
72		0 (omitted)				
73		.8671543	.1108745	7.82	0.000	.6321108 1.102198
74		.5707034	.0752359	7.59	0.000	.4112103 .7301964
75		.1803292	.0832988	2.16	0.046	.0037437 .3569147
76		-.3906837	.0849248	-4.60	0.000	-.5707164 -.2106511
77		-.4195041	.0989516	-4.24	0.001	-.6292721 -.2097361
78		-.1627296	.1297729	-1.25	0.228	-.4378358 .1123766
79		.1026346	.0754132	1.36	0.192	-.0572342 .2625034
80		-.0406382	.0630698	-0.64	0.528	-.1743401 .0930638
81		-.0435678	.0702059	-0.62	0.544	-.1923977 .1052622
83		-.1189186	.0812238	-1.46	0.163	-.2911053 .0532681
84		-.0160076	.0705975	-0.23	0.823	-.1656677 .1336524
85		.0205844	.0794976	0.26	0.799	-.1479431 .1891118
86		-.0337067	.0712872	-0.47	0.643	-.1848289 .1174154
87		.1718168	.0743893	2.31	0.035	.0141186 .329515
88		-.04422	.0794642	-0.56	0.586	-.2126766 .1242365
89		.046033	.0913908	0.50	0.621	-.1477068 .2397728
90		-.0484652	.0900249	-0.54	0.598	-.2393094 .1423791
91		-.0105133	.0862625	-0.12	0.905	-.1933817 .172355
92		.0426059	.0759144	0.56	0.582	-.1183255 .2035374
93		-.0398865	.0587724	-0.68	0.507	-.1644784 .0847055
94		-.1710983	.0716811	-2.39	0.030	-.3230554 -.0191411
95		-.0491395	.0479093	-1.03	0.320	-.1507028 .0524238
96		0 (omitted)				
97		-.148546	.0644443	-2.31	0.035	-.2851619 -.0119302
98		-.1805945	.0520307	-3.47	0.003	-.2908946 -.0702944
99		.1233406	.0611123	2.02	0.061	-.0062116 .2528929
100		-.1181227	.0475349	-2.48	0.024	-.2188921 -.0173532
101		.070741	.0848718	0.83	0.417	-.1091792 .2506611
102		-.0543574	.0720816	-0.75	0.462	-.2071636 .0984487
103		.0908168	.1076248	0.84	0.411	-.1373376 .3189712
104		.0598076	.0631173	0.95	0.357	-.073995 .1936102
105		0 (omitted)				
gr_tratamento108#periodo						
1 58		.1407666	.2257803	0.62	0.542	-.3378663 .6193995
1 59		-.1011546	.2877978	-0.35	0.730	-.7112588 .5089495
1 60		-.0184719	.2020876	-0.09	0.928	-.4468784 .4099347
1 61		-.0900512	.2863142	-0.31	0.757	-.6970101 .5169077
1 62		-.3598507	.1928655	-1.87	0.081	-.7687073 .0490058
1 63		.3714233	.1726328	2.15	0.047	.0054581 .7373885
1 64		.5264077	.2346462	2.24	0.039	.02898 .1023836
1 65		.2536161	.2389702	1.06	0.304	-.252978 .7602102
1 66		.3034863	.252577	1.20	0.247	-.2319529 .8389256
1 67		.4113417	.2432721	1.69	0.110	-.104372 .9270555
1 68		.2852166	.1939062	1.47	0.161	-.1258462 .6962794
1 69		.2805186	.2275652	1.23	0.235	-.2018981 .7629353
1 70		.4450231	.192426	2.31	0.034	.0370981 .852948
1 71		.327113	.1636494	2.00	0.063	-.0198084 .6740343
1 72		.0853356	.1413839	0.60	0.555	-.2143848 .385056
1 73		.4750931	.2408473	1.97	0.066	-.0354803 .9856665
1 74		.4263264	.2970928	1.43	0.171	-.2034823 1.056135
1 75		.1182536	.1862634	0.63	0.534	-.2766071 .5131143
1 76		.3085346	.1926532	1.60	0.129	-.0998719 .7169411
1 77		.2121583	.1847517	1.15	0.268	-.1794978 .6038144
1 78		-.1817706	.2625471	-0.69	0.499	-.7383456 .3748044
1 79		.0211272	.1740223	0.12	0.905	-.3477836 .3900379
1 80		-.0294337	.1422259	-0.21	0.839	-.3309391 .2720716
1 81		.2197041	.1171735	1.88	0.079	-.0286926 .4681008
1 83		-.0227797	.1490645	-0.15	0.880	-.3387823 .293223

Number of clusters (fmun_cod) = 17 Root MSE = 0.7161

(Std. Err. adjusted for 17 clusters in fmun_cod)

z_crime	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
1.gr_tratamento01	0	(omitted)				
periodo						
58	.2967559	.1062792	2.79	0.013	.071454	.5220579
59	-.0128564	.1008991	-0.13	0.900	-.2267529	.20104
60	0	(omitted)				
61	.2192586	.2266466	0.97	0.348	-.2612106	.6997278
62	.0729615	.1961245	0.37	0.715	-.3428039	.4887268
63	.1780869	.2019885	0.88	0.391	-.2501096	.6062834
64	.1923793	.16871	1.14	0.271	-.16527	.5500286
65	.378736	.153763	2.46	0.025	.052773	.704699
66	.1135891	.1739455	0.65	0.523	-.2551589	.4823372
67	-.0039971	.1583153	-0.03	0.980	-.3396105	.3316163
68	.2283606	.1075409	2.12	0.050	.000384	.4563372
69	-.1020839	.1640325	-0.62	0.542	-.4498172	.2456495
70	-.0884974	.1648349	-0.54	0.599	-.4379319	.2609371
71	-.1138611	.1065626	-1.07	0.301	-.3397637	.1120416
72	0	(omitted)				
73	.6627571	.1370016	4.84	0.000	.3723266	.9531875
74	.3912454	.1210719	3.23	0.005	.1345846	.6479063
75	.2007185	.0723286	2.78	0.014	.0473886	.3540483
76	-.0920151	.0884372	-1.04	0.314	-.2794936	.0954634
77	-.1646629	.0873435	-1.89	0.078	-.3498228	.020497
78	-.0253074	.064438	-0.39	0.700	-.1619098	.111295
79	-.022612	.1106411	-0.20	0.841	-.2571606	.2119366
80	.1276658	.1166442	1.09	0.290	-.1196088	.3749404
81	.0732372	.0851188	0.86	0.402	-.1072065	.2536809
83	.0472711	.0821843	0.58	0.573	-.1269519	.2214941
84	.2797464	.092588	3.02	0.008	.0834685	.4760242
85	-.0609885	.1288533	-0.47	0.642	-.3341453	.2121683
86	.0101286	.1064773	0.10	0.925	-.2155932	.2358505
87	.0360224	.1176159	0.31	0.763	-.2133123	.285357
88	-.1160201	.1047917	-1.11	0.285	-.3381686	.1061284
89	-.0824935	.1122371	-0.73	0.473	-.3204254	.1554384
90	-.1084536	.084059	-1.29	0.215	-.2866507	.0697436
91	.029334	.1050668	0.28	0.784	-.1933976	.2520656
92	.0024303	.0789259	0.03	0.976	-.1648852	.1697458
93	-.116307	.080915	-1.44	0.170	-.2878391	.0552251
94	-.1552615	.0885467	-1.75	0.099	-.342972	.032449
95	-.0739376	.0698723	-1.06	0.306	-.2220602	.074185
96	0	(omitted)				
97	-.1996035	.1117897	-1.79	0.093	-.4365871	.0373802
98	-.2231386	.0891218	-2.50	0.023	-.4120683	-.0342088
99	-.011011	.0922131	-0.12	0.906	-.2064941	.1844721
100	-.1350773	.104185	-1.30	0.213	-.3559395	.085785
101	-.0418253	.1115033	-0.38	0.713	-.2782019	.1945512
102	-.1073791	.113152	-0.95	0.357	-.3472507	.1324924
103	-.0660989	.0950181	-0.70	0.497	-.2675283	.1353304
104	-.0733819	.0870024	-0.84	0.411	-.2578188	.111055
105	0	(omitted)				
gr_tratamento01#periodo						
1 58	-.2082698	.2265314	-0.92	0.372	-.688495	.2719554
1 59	-.2333796	.1873852	-1.25	0.231	-.6306184	.1638593
1 60	-.2710016	.1640704	-1.65	0.118	-.6188152	.0768121
1 61	-.2163072	.1664974	-1.30	0.212	-.5692659	.1366515
1 62	-.2217684	.1855823	-1.19	0.250	-.6151853	.1716485
1 63	.1325697	.1653242	0.80	0.434	-.217902	.4830413
1 64	.1077375	.2291856	0.47	0.645	-.3781142	.5935893
1 65	-.1759547	.2265014	-0.78	0.449	-.6561163	.3042069
1 66	-.0296858	.1795182	-0.17	0.871	-.4102474	.3508757
1 67	.1834999	.1712871	1.07	0.300	-.1796125	.5466123
1 68	-.1063227	.2036097	-0.52	0.609	-.5379559	.3253105
1 69	.0206763	.1925754	0.11	0.916	-.3875653	.4289179
1 70	.2833814	.1303381	2.17	0.045	.0070769	.5596859
1 71	.2188241	.2039909	1.07	0.299	-.2136174	.6512656
1 72	-.0994111	.2141245	-0.46	0.649	-.5533347	.3545125
1 73	.1874635	.158959	1.18	0.256	-.1495146	.5244416
1 74	.2942454	.1727321	1.70	0.108	-.0719302	.660421
1 75	-.0301487	.1183419	-0.25	0.802	-.2810224	.220725
1 76	-.1436787	.1595394	-0.90	0.381	-.4818872	.1945298
1 77	-.1216926	.1561055	-0.78	0.447	-.4526216	.2092364
1 78	-.3531211	.1411963	-2.50	0.024	-.6524439	-.0537983
1 79	-.0227482	.0991242	-0.23	0.821	-.2328822	.1873858
1 80	-.2766897	.119982	-2.31	0.035	-.5310401	-.0223392
1 81	-.0655645	.1085943	-0.60	0.554	-.295774	.1646451
1 83	-.1360488	.1088355	-1.25	0.229	-.3667697	.0946721
1 84	-.3313014	.1348737	-2.46	0.026	-.6172208	-.045382
1 85	-.0299719	.1639956	-0.18	0.857	-.3776271	.3176833
1 86	-.2545463	.1349198	-1.89	0.077	-.5405635	.0314709
1 87	-.2030073	.1048136	-1.94	0.071	-.4252022	.0191876
1 88	-.3085281	.1389765	-2.22	0.041	-.6031452	-.0139111
1 89	-.1344362	.1621143	-0.83	0.419	-.4781031	.2092307
1 90	-.089176	.1534918	-0.58	0.569	-.4145642	.2362121
1 91	-.0816912	.1561846	-0.52	0.608	-.4127879	.2494055
1 92	-.2606641	.1413958	-1.84	0.084	-.5604098	.0390816
1 93	-.2182835	.1570461	-1.39	0.184	-.5512064	.1146394
1 94	-.0618563	.1467979	-0.42	0.679	-.373054	.2493414
1 95	-.1683148	.1670132	-1.01	0.329	-.5223669	.1857374
1 96	-.3321711	.1889028	-1.76	0.098	-.7326273	.068285
1 97	-.0755591	.1737969	-0.43	0.670	-.443992	.2928739
1 98	-.1534342	.188529	-0.81	0.428	-.5530978	.2462293
1 99	-.0806853	.2378207	0.34	0.739	-.4234721	.5848427
1 100	-.0278307	.1967907	-0.14	0.889	-.4450084	.3893471
1 101	-.1415286	.1754985	-0.81	0.432	-.5135688	.2305116

perodo							
58	.2967559	.1068088	2.78	0.013	.0703314	.5231805	
59	-.0128564	.1014018	-0.13	0.901	-.2278187	.2021058	
60	0	(omitted)					
61	.2192586	.2277759	0.96	0.350	-.2636047	.7021219	
62	.0729615	.1971017	0.37	0.716	-.3448755	.4907984	
63	.1780869	.2029949	0.88	0.393	-.2522432	.6084169	
64	.1923793	.1695507	1.13	0.273	-.167052	.5518107	
65	.378736	.1545292	2.45	0.026	.0511488	.7063232	
66	.1135891	.1748123	0.65	0.525	-.2569963	.4841746	
67	-.0039971	.1591041	-0.03	0.980	-.3412828	.3332885	
68	.2283606	.1080768	2.11	0.051	-.000752	.4574732	
69	-.1020839	.1648498	-0.62	0.544	-.4515499	.2473822	
70	-.0884974	.1656563	-0.53	0.601	-.439673	.2626782	
71	-.1138611	.1070936	-1.06	0.303	-.3408894	.1131672	
72	0	(omitted)					
73	.6627571	.1376842	4.81	0.000	.3708795	.9546346	
74	.3912454	.1216751	3.22	0.005	.1333057	.6491852	
75	.2007185	.072689	2.76	0.014	.0466246	.3548123	
76	-.0920151	.0888779	-1.04	0.316	-.2804278	.0963976	
77	-.1646629	.0877787	-1.88	0.079	-.3507454	.0214196	
78	-.0253074	.0647591	-0.39	0.701	-.1625905	.1119756	
79	-.022612	.1111924	-0.20	0.841	-.2583292	.2131053	
80	.1276658	.1172254	1.09	0.292	-.1208409	.3761725	
81	.0732372	.0855429	0.86	0.405	-.1081056	.25458	
83	.0472711	.0825938	0.57	0.575	-.12782	.2223622	
84	.2797464	.0930494	3.01	0.008	.0824905	.4770022	
85	-.0609885	.1294953	-0.47	0.644	-.3355064	.2135293	
86	.0101286	.1070079	0.09	0.926	-.2167179	.2369752	
87	.0360224	.118202	0.30	0.764	-.2145547	.2865994	
88	-.1160201	.1053139	-1.10	0.287	-.3392756	.1072353	
89	-.0824935	.1127963	-0.73	0.475	-.321611	.156624	
90	-.1084536	.0844779	-1.28	0.217	-.2875386	.0706315	
91	.029334	.1055903	0.28	0.785	-.1945074	.2531754	
92	.0024303	.0793192	0.03	0.976	-.1657189	.1705795	
93	-.116307	.0813182	-1.43	0.172	-.2886938	.0560798	
94	-.1552615	.0889879	-1.74	0.100	-.3439073	.0333844	
95	-.0739376	.0702204	-1.05	0.308	-.2227983	.0749231	
96	0	(omitted)					
97	-.1996035	.1123468	-1.78	0.095	-.4377679	.038561	
98	-.2231386	.0895659	-2.49	0.024	-.4130097	-.0332674	
99	-.011011	.0926726	-0.12	0.907	-.2074681	.1854462	
100	-.1350773	.1047041	-1.29	0.215	-.35704	.0868855	
101	-.0418253	.1120589	-0.37	0.714	-.2793797	.195729	
102	-.1073791	.1137158	-0.94	0.359	-.3484459	.1336876	
103	-.0660989	.0954915	-0.69	0.499	-.268532	.1363341	
104	-.0733819	.0874359	-0.84	0.414	-.2587378	.111974	
105	0	(omitted)					
gr_tratamiento10#perodo							
1 58	.2630311	.3046812	0.86	0.401	-.3828642	.9089263	
1 59	.1786385	.3113023	0.57	0.574	-.4812928	.8385698	
1 60	.0848288	.2494914	0.34	0.738	-.4440693	.6137268	
1 61	.2570147	.2758639	0.93	0.365	-.3277907	.84182	
1 62	-.0846803	.2278717	-0.37	0.715	-.5677468	.3983862	
1 63	.6999638	.2270051	3.08	0.007	.2187346	1.181193	
1 64	.7870723	.3369662	2.34	0.033	.0727358	1.501409	
1 65	.4337866	.3248255	1.34	0.200	-.2548127	1.122386	
1 66	.4896745	.2593931	1.89	0.077	-.0602143	1.039563	
1 67	.7322183	.2842632	2.58	0.020	.1296071	1.334829	
1 68	.3472808	.2539653	1.37	0.190	-.1911016	.8856632	
1 69	.3492483	.2750607	1.27	0.222	-.2338543	.9323509	
1 70	.7334932	.1983909	3.70	0.002	.3129233	1.154063	
1 71	.4680466	.2119823	2.21	0.042	.0186642	.917429	
1 72	.1354799	.2193309	0.62	0.545	-.3294807	.6004406	
1 73	.6794904	.2159397	3.15	0.006	.2217187	1.137262	
1 74	.6057843	.239421	2.53	0.022	.0982345	1.113334	
1 75	.0978643	.188771	0.52	0.611	-.3023122	.4980409	
1 76	.009866	.2243908	0.04	0.965	-.4658212	.4855532	
1 77	-.0426829	.2294499	-0.19	0.855	-.5290951	.4437292	
1 78	-.3191928	.2205708	-1.45	0.167	-.7867821	.1483965	
1 79	.1463738	.159611	0.92	0.373	-.1919865	.484734	
1 80	-.1977377	.165303	-1.20	0.249	-.5481644	.152689	
1 81	.1028991	.1438154	0.72	0.485	-.2019759	.4077742	
1 83	-.1889694	.1670914	-1.13	0.275	-.5431873	.1652486	
1 84	-.376723	.1868704	-2.02	0.061	-.7728706	.0194246	
1 85	.0340632	.2473418	0.14	0.892	-.490278	.5584044	
1 86	-.2422474	.212007	-1.14	0.270	-.6916821	.2071872	
1 87	-.1105392	.1631583	-0.68	0.508	-.4564193	.2353409	
1 88	-.36709	.2129844	-1.72	0.104	-.8185966	.0844167	
1 89	-.089837	.239127	-0.38	0.712	-.5967636	.4170896	
1 90	-.0772695	.2627259	-0.29	0.772	-.6342235	.4796845	
1 91	-.0409536	.2074566	-0.20	0.846	-.4807419	.3988348	
1 92	-.3705077	.2311093	-1.60	0.128	-.8604376	.1194222	
1 93	-.322201	.1867559	-1.73	0.104	-.7181058	.0737037	
1 94	-.1280361	.1851209	-0.69	0.499	-.5204749	.2644027	
1 95	-.3515366	.2250152	-1.56	0.138	-.8285475	.1254744	
1 96	-.6777808	.2638866	-2.57	0.021	-.1237195	-.1183662	
1 97	-.2834944	.2615252	-1.08	0.294	-.837903	.2709142	
1 98	-.4762734	.2759584	-1.73	0.104	-.1061279	.1087323	
1 99	-.3374436	.2848637	-1.18	0.253	-.9413276	.2664403	
1 100	-.3062883	.2635255	-1.16	0.262	-.8649375	.2523609	
1 101	-.4332609	.2549699	-1.70	0.109	-.9737729	.1072512	
1 102	-.2823294	.240542	-1.17	0.258	-.7922556	.2275968	
1 103	-.2686043	.2912594	-0.92	0.370	-.8860468	.3488381	
1 104	-.1279934	.2676363	-0.48	0.639	-.6953571	.4393702	
1 105	-.2240949	.2347215	-0.95	0.354	-.7216823	.2734924	
_cons	.8825303	.0611674	14.43	0.000	.7528612	1.012199	

Absorbed degrees of freedom:

66		.1135891	.1748123	0.65	0.525	-.2569963	.4841746	
67		-.0039971	.1591041	-0.03	0.980	-.3412828	.3332885	
68		.2283606	.1080768	2.11	0.051	-.000752	.4574732	
69		-.1020839	.1648498	-0.62	0.544	-.4515499	.2473822	
70		-.0884974	.1656563	-0.53	0.601	-.439673	.2626782	
71		-.1138611	.1070936	-1.06	0.303	-.3408894	.1131672	
72		0	(omitted)					
73		.6627571	.1376842	4.81	0.000	.3708795	.9546346	
74		.3912454	.1216751	3.22	0.005	.1333057	.6491852	
75		.2007185	.0726889	2.76	0.014	.0466246	.3548123	
76		-.0920151	.0888779	-1.04	0.316	-.2804278	.0963976	
77		-.1646629	.0877787	-1.88	0.079	-.3507454	.0214196	
78		-.0253074	.0647591	-0.39	0.701	-.1625905	.1119756	
79		-.022612	.1111924	-0.20	0.841	-.2583292	.2131053	
80		.1276658	.1172254	1.09	0.292	-.1208409	.3761725	
81		.0732372	.0855429	0.86	0.405	-.1081056	.25458	
83		.0472711	.0825938	0.57	0.575	-.12782	.2223622	
84		.2797464	.0930494	3.01	0.008	.0824905	.4770022	
85		-.0609885	.1294953	-0.47	0.644	-.3355064	.2135293	
86		.0101286	.1070079	0.09	0.926	-.2167179	.2369752	
87		.0360224	.118202	0.30	0.764	-.2145547	.2865994	
88		-.1160201	.1053139	-1.10	0.287	-.3392756	.1072353	
89		-.0824935	.1127963	-0.73	0.475	-.321611	.156624	
90		-.1084536	.0844779	-1.28	0.217	-.2875386	.0706315	
91		.029334	.1055903	0.28	0.785	-.1945074	.2531754	
92		.0024303	.0793192	0.03	0.976	-.1657189	.1705795	
93		-.116307	.0813182	-1.43	0.172	-.2886938	.0560798	
94		-.1552615	.0889879	-1.74	0.100	-.3439073	.0333844	
95		-.0739376	.0702204	-1.05	0.308	-.2227983	.0749231	
96		0	(omitted)					
97		-.1996035	.1123468	-1.78	0.095	-.4377679	.038561	
98		-.2231386	.0895659	-2.49	0.024	-.4130097	-.0332674	
99		-.011011	.0926726	-0.12	0.907	-.2074681	.1854462	
100		-.1350773	.1047041	-1.29	0.215	-.35704	.0868855	
101		-.0418253	.1120589	-0.37	0.714	-.2793797	.195729	
102		-.1073791	.1137158	-0.94	0.359	-.3484459	.1336876	
103		-.0660989	.0954915	-0.69	0.499	-.268532	.1363341	
104		-.0733819	.0874359	-0.84	0.414	-.2587378	.111974	
105		0	(omitted)					
gr_tratamento20#periodo								
1	58		-.6795707	.2293922	-2.96	0.009	-1.16586	-.193281
1	59		-.6453976	.1414429	-4.56	0.000	-.9452432	-.3455521
1	60		-.6268319	.1570957	-3.99	0.001	-.95986	-.2938038
1	61		-.6896291	.13622	-5.06	0.000	-.9784026	-.4008555
1	62		-.3588565	.2083584	-1.72	0.104	-.8005566	.0828436
1	63		-.4348245	.1847594	-2.35	0.032	-.8264968	-.0431521
1	64		-.5715972	.2068661	-2.76	0.014	-1.010134	-.1330607
1	65		-.785696	.2191546	-3.59	0.002	-1.250283	-.3211091
1	66		-.5490461	.2010533	-2.73	0.015	-.97526	-.1228323
1	67		-.3652186	.1819316	-2.01	0.062	-.7508963	.0204591
1	68		-.5599263	.2101943	-2.66	0.017	-1.005518	-.1143342
1	69		-.3078957	.1648631	-1.87	0.080	-.6573898	.0415984
1	70		-.1667304	.1864569	-0.89	0.384	-.5620013	.2285405
1	71		-.0303984	.2470993	-0.12	0.904	-.5542255	.4934288
1	72		-.3343022	.2610942	-1.28	0.219	-.8877972	.2191929
1	73		-.3045633	.2088597	-1.46	0.164	-.7473262	.1381995
1	74		-.0172934	.2648853	-0.07	0.949	-.5788253	.5442384
1	75		-.1581617	.1444687	-1.09	0.290	-.4644218	.1480983
1	76		-.2972234	.1422906	-2.09	0.053	-.5988661	.0044193
1	77		-.2007023	.1388027	-1.45	0.167	-.4949508	.0935463
1	78		-.3870494	.0891087	-4.34	0.001	-.5759514	-.1981474
1	79		-.1918702	.1120092	-1.71	0.106	-.4293191	.0455786
1	80		-.3556416	.1167892	-3.05	0.008	-.6032237	-.1080595
1	81		-.2340281	.0872002	-2.68	0.016	-.4188842	-.0491719
1	83		-.0831282	.1065233	-0.78	0.447	-.3089476	.1426912
1	84		-.2858798	.1160163	-2.46	0.025	-.5318235	-.0399362
1	85		-.094007	.1155492	-0.81	0.428	-.3389603	.1509463
1	86		-.2668451	.1178707	-2.26	0.038	-.5167198	-.0169704
1	87		-.2954753	.0895023	-3.30	0.005	-.4852118	-.1057389
1	88		-.2499663	.0889962	-2.81	0.013	-.4386297	-.0613028
1	89		-.1790354	.1083364	-1.65	0.118	-.4086983	.0506274
1	90		-.1010826	.1215108	-0.83	0.418	-.3586738	.1565087
1	91		-.1224288	.1315109	-0.93	0.366	-.4012195	.1563618
1	92		-.1508206	.0945674	-1.59	0.130	-.3512946	.0496534
1	93		-.1143659	.1685638	-0.68	0.507	-.4717052	.2429733
1	94		.0043235	.1426072	0.03	0.976	-.2979904	.3066373
1	95		.014907	.1501597	0.10	0.922	-.3034172	.3332313
1	96		.0134386	.195895	0.07	0.946	-.4018402	.4287173
1	97		.1323762	.1682494	0.79	0.443	-.2242966	.4890491
1	98		.1694049	.1858279	0.91	0.375	-.2245326	.5633424
1	99		.4988142	.3240236	1.54	0.143	-.1880852	1.185714
1	100		.250627	.2391465	1.05	0.310	-.2563409	.7575949
1	101		.1502036	.1881008	0.80	0.436	-.2485522	.5489595
1	102		.4275975	.2789827	1.53	0.145	-.1638194	1.019014
1	103		1.323132	1.053389	1.26	0.227	-.9099523	3.556216
1	104		.5174017	.2951294	1.75	0.099	-.1082446	1.143048
1	105		.2737928	.3674162	0.75	0.467	-.5050947	1.05268
_cons								
			.4858764	.0690323	7.04	0.000	.3395346	.6322183

Absorbed degrees of freedom:

Absorbed FE	Categories	Redundant	Num. Coefs	
fmun_crime	51	51	0	*
ano	5	0	5	

* = FE nested within cluster; treated as redundant for DoF computation

. Parallel trends F-test

```

. #delimit ;
delimiter now ;
. test 1.gr_tratamento20#58.periodo 1.gr_tratamento20#59.periodo 1.gr_tratamento20#60.periodo
1.gr_tratamento20#61.periodo 1.gr
> _tratamento20#62.periodo 1.gr_tratamento20#63.periodo 1.gr_tratamento20#64.periodo 1.gr_tratamento20#65.periodo
1.gr_tratamento20#66.
> periodo 1.gr_tratamento20#67.periodo 1.gr_tratamento20#68.periodo 1.gr_tratamento20#69.periodo 1.gr_tratamento20#70.periodo
1.gr_trat
> amento20#71.periodo 1.gr_tratamento20#72.periodo 1.gr_tratamento20#73.periodo 1.gr_tratamento20#74.periodo
1.gr_tratamento20#75.perio_
> do 1.gr_tratamento20#76.periodo 1.gr_tratamento20#77.periodo 1.gr_tratamento20#78.periodo 1.gr_tratamento20#79.periodo
1.gr_tratament
> o20#80.periodo 1.gr_tratamento20#81.periodo 1.gr_tratamento20#82.periodo;

```

```

( 1) 1.gr_tratamento20#58.periodo = 0
( 2) 1.gr_tratamento20#59.periodo = 0
( 3) 1.gr_tratamento20#60.periodo = 0
( 4) 1.gr_tratamento20#61.periodo = 0
( 5) 1.gr_tratamento20#62.periodo = 0
( 6) 1.gr_tratamento20#63.periodo = 0
( 7) 1.gr_tratamento20#64.periodo = 0
( 8) 1.gr_tratamento20#65.periodo = 0
( 9) 1.gr_tratamento20#66.periodo = 0
(10) 1.gr_tratamento20#67.periodo = 0
(11) 1.gr_tratamento20#68.periodo = 0
(12) 1.gr_tratamento20#69.periodo = 0
(13) 1.gr_tratamento20#70.periodo = 0
(14) 1.gr_tratamento20#71.periodo = 0
(15) 1.gr_tratamento20#72.periodo = 0
(16) 1.gr_tratamento20#73.periodo = 0
(17) 1.gr_tratamento20#74.periodo = 0
(18) 1.gr_tratamento20#75.periodo = 0
(19) 1.gr_tratamento20#76.periodo = 0
(20) 1.gr_tratamento20#77.periodo = 0
(21) 1.gr_tratamento20#78.periodo = 0
(22) 1.gr_tratamento20#79.periodo = 0
(23) 1.gr_tratamento20#80.periodo = 0
(24) 1.gr_tratamento20#81.periodo = 0
(25) 1o.gr_tratamento20#82b.periodo = 0
ConstFaint 8 dropped
Constraint 9 dropped
Constraint 10 dropped
Constraint 18 dropped
Constraint 20 dropped
Constraint 21 dropped
Constraint 22 dropped
Constraint 24 dropped
Constraint 25 dropped

```

```

F( 16, 16) = 8.76
Prob > F = 0.0000

```

```

. end of do-file

```

```

. do "C:\Users\pedro\AppData\Local\Temp\STD1c20_000000.tmp"

```

```

. reghdfe z_crime i.gr_tratamento11##i82.periodo if periodo>=58 & regio_cod~=4, absorb(i.fmun_crime i.ano) vce(cluster
fmun_cod)
note: lbn.gr_tratamento11 is probably collinear with the fixed effects (all partialled-out values are close to zero; tol =
1.0e-09)
(MWFE estimator converged in 2 iterations)
warning: missing F statistic; dropped variables due to collinearity or too few clusters
note: 1.gr_tratamento11 omitted because of collinearity
note: 60.periodo omitted because of collinearity
note: 72.periodo omitted because of collinearity
note: 96.periodo omitted because of collinearity
note: 105.periodo omitted because of collinearity

```

```

HDFE Linear regression          Number of obs =      1,632
Absorbing 2 HDFE groups        F( 90, 16) = .
Statistics robust to heteroskedasticity  Prob > F = .
                                   R-squared = 0.7636
                                   Adj R-squared = 0.7435
                                   Within R-sq. = 0.1520
Number of clusters (fmun_cod) = 17    Root MSE = 0.6677

```

(Std. Err. adjusted for 17 clusters in fmun_cod)

	z_crime	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
1.gr_tratamento11		0	(omitted)				
periodo							
58		.297117	.2100283	1.41	0.176	-.148123	.742357
59		.1378027	.1635871	0.84	0.412	-.2089864	.4845918
60		0	(omitted)				
61		.2426001	.3473388	0.70	0.495	-.4937252	.9789254
62		-.0019619	.2593301	-0.01	0.994	-.5517171	.5477933
63		.0752993	.2319943	0.32	0.750	-.4165066	.5671051
64		.2728796	.2121499	1.29	0.217	-.1768581	.7226172
65		.302968	.1768905	1.71	0.106	-.0720231	.6779591
66		.0994846	.2093421	0.48	0.641	-.3443008	.5432701
67		-.0687885	.2087883	-0.33	0.746	-.5113999	.373823
68		.0321545	.1351884	0.24	0.815	-.2544322	.3187412
69		-.3588565	.3143004	-1.14	0.270	-1.025144	.3074306
70		-.3093225	.2593506	-1.19	0.250	-.8591211	.2404761
71		-.2926723	.1900781	-1.54	0.143	-.6956199	.1102753
72		0	(omitted)				
73		.7745043	.2853331	2.71	0.015	.1696251	1.379384
74		.5319215	.2290541	2.32	0.034	.0463484	1.017495

75		.1165168	.1167502	1.00	0.333	-.1309826	.3640162	
76		-.2351518	.1067438	-2.20	0.043	-.4614386	-.008865	
77		-.3355045	.1154663	-2.91	0.010	-.5802822	-.0907268	
78		-.1350942	.0715883	-1.89	0.077	-.2868546	.0166661	
79		-.203848	.1235334	-1.65	0.118	-.4657271	.0580311	
80		-.0643438	.1194073	-0.54	0.597	-.317476	.1887885	
81		-.1331497	.0890909	-1.49	0.154	-.3220139	.0557146	
83		-.0656633	.0833937	-0.79	0.443	-.2424501	.1111235	
84		.1469525	.0745403	1.97	0.066	-.011066	.304971	
85		.4362045	.2023233	2.16	0.047	.0072982	.8651108	
86		.3340114	.132926	2.51	0.023	.0522208	.6158019	
87		.5158095	.1557191	3.31	0.004	.1856998	.8459193	
88		.1776313	.1434493	1.24	0.233	-.1264676	.4817301	
89		.1097456	.1126362	0.97	0.344	-.1290324	.3485236	
90		.0822094	.103826	0.79	0.440	-.1378919	.3023106	
91		.1456851	.1255928	1.16	0.263	-.1205598	.4119299	
92		.1755478	.1071118	1.64	0.121	-.051519	.4026147	
93		.051166	.098156	0.52	0.609	-.1569155	.2592475	
94		.0202963	.0898891	0.23	0.824	-.1702601	.2108526	
95		-.0573643	.1022977	-0.56	0.583	-.2742257	.1594972	
96		0	(omitted)					
97		-.1290349	.1358523	-0.95	0.356	-.4170289	.1589592	
98		-.2136923	.0849946	-2.51	0.023	-.3938727	-.0335118	
99		-.0131952	.1233477	-0.11	0.916	-.2746805	.2482902	
100		-.1290001	.1068244	-1.21	0.245	-.3554576	.0974574	
101		-.1091379	.0807099	-1.35	0.195	-.2802352	.0619594	
102		-.1860345	.0697371	-2.67	0.017	-.3338706	-.0381984	
103		-.1187739	.0743816	-1.60	0.130	-.2764557	.038908	
104		-.1262048	.0551626	-2.29	0.036	-.2431443	-.0092653	
105		0	(omitted)					
gr_tratamentol1#periodo								
1	58		.0473736	.3167638	0.15	0.883	-.6241357	.718883
1	59		-.187317	.337768	-0.55	0.587	-.9033533	.5287193
1	60		-.1304676	.239023	-0.55	0.593	-.6371737	.3762385
1	61		.0274972	.281356	0.10	0.923	-.5689508	.6239453
1	62		-.2159329	.2238839	-0.96	0.349	-.6905455	.2586798
1	63		.5965755	.1519572	3.93	0.001	.2744407	.9187103
1	64		.5003961	.4184511	1.20	0.249	-.3866806	1.387473
1	65		.3033788	.3719216	0.82	0.427	-.4850598	1.091817
1	66		.2976031	.286707	1.04	0.315	-.3101887	.9053949
1	67		.5908337	.3316498	1.78	0.094	-.1122324	1.2939
1	68		.337311	.3203811	1.05	0.308	-.3418667	1.016489
1	69		.3998451	.3267275	1.22	0.239	-.2927862	1.092476
1	70		.7481424	.2268879	3.30	0.005	.2671616	1.229123
1	71		.4406819	.2437992	1.81	0.090	-.0761493	.9575132
1	72		-.070696	.3163068	-0.22	0.826	-.7412363	.5998444
1	73		.5677431	.2919077	1.94	0.070	-.0510736	1.18656
1	74		.4651082	.2363066	1.97	0.067	-.0358395	.9660559
1	75		.182066	.1774486	1.03	0.320	-.1941084	.5582403
1	76		.1530026	.2112903	0.72	0.479	-.2949128	.6009181
1	77		.1281587	.2457755	0.52	0.609	-.3928622	.6491795
1	78		-.209406	.2279155	-0.92	0.372	-.6925654	.2737534
1	79		.3276098	.1867014	1.75	0.098	-.0681796	.7233992
1	80		-.0057281	.164772	-0.03	0.973	-.3550292	.343573
1	81		.309286	.1535648	2.01	0.061	-.0162569	.6348289
1	83		-.076035	.169242	-0.45	0.659	-.4348119	.282742
1	84		-.2439291	.2227675	-1.09	0.290	-.7161752	.2283169
1	85		.0483292	.308707	0.16	0.878	-.6061004	.7027587
1	86		-.0546712	.2374238	-0.23	0.821	-.5579872	.4486449
1	87		-.0788674	.2050213	-0.38	0.706	-.5134931	.3557584
1	88		-.1492823	.2514253	-0.59	0.561	-.6822801	.3837154
1	89		.2293829	.2496963	0.92	0.372	-.2999495	.7587154
1	90		.2435266	.2878278	0.85	0.410	-.3666411	.8536942
1	91		.3541544	.2349826	1.51	0.151	-.1439865	.8522953
1	92		-.0321662	.2586423	-0.12	0.903	-.5804635	.5161311
1	93		.021785	.175335	0.12	0.903	-.3499087	.3934786
1	94		.2078652	.1884899	1.10	0.286	-.1917156	.607446
1	95		.1433491	.2383739	0.60	0.556	-.3619809	.6486791
1	96		-.1663218	.2421863	-0.69	0.502	-.6797338	.3470902
1	97		.0953102	.2954814	0.32	0.751	-.5310823	.7217028
1	98		-.0363465	.2838253	-0.13	0.900	-.6380292	.5653363
1	99		.1141138	.303108	0.38	0.712	-.5284465	.756674
1	100		.1370077	.270848	0.51	0.620	-.4371643	.7111798
1	101		.0834249	.2726575	0.31	0.764	-.4945833	.6614331
1	102		.2456992	.2596826	0.95	0.358	-.3048034	.7962017
1	103		.2334438	.2791108	0.84	0.415	-.3582447	.8251323
1	104		.3742027	.2795646	1.34	0.199	-.2184478	.9668532
1	105		.2252783	.2449652	0.92	0.371	-.2940248	.7445813
_cons								
			.9939252	.0837168	11.87	0.000	.8164536	1.171397

Absorbed degrees of freedom:

Absorbed FE	Categories	Redundant	= Num. Coefs
fmun_crime	34	34	0 *
ano	5	0	5

* = FE nested within cluster; treated as redundant for DoF computation

```

.          * Parallel trends F-test
.          #delimiter ;
delimiter now ;
.          test 1.gr_tratamentol1#58.periodo 1.gr_tratamentol1#59.periodo 1.gr_tratamentol1#60.periodo
1.gr_tratamentol1#61.periodo 1.gr
> _tratamentol1#62.periodo 1.gr_tratamentol1#63.periodo 1.gr_tratamentol1#64.periodo 1.gr_tratamentol1#65.periodo
1.gr_tratamentol1#66.
> periodo 1.gr_tratamentol1#67.periodo 1.gr_tratamentol1#68.periodo 1.gr_tratamentol1#69.periodo 1.gr_tratamentol1#70.periodo
1.gr_trat

```

```
> amentoll#71.periodo 1.gr_tratamentoll#72.periodo 1.gr_tratamentoll#73.periodo 1.gr_tratamentoll#74.periodo
1.gr_tratamentoll#75.perio
> do 1.gr_tratamentoll#76.periodo 1.gr_tratamentoll#77.periodo 1.gr_tratamentoll#78.periodo 1.gr_tratamentoll#79.periodo
1.gr_tratament
> oill#80.periodo 1.gr_tratamentoll#81.periodo 1.gr_tratamentoll#82.periodo;
```

```
( 1) 1.gr_tratamentoll#58.periodo = 0
( 2) 1.gr_tratamentoll#59.periodo = 0
( 3) 1.gr_tratamentoll#60.periodo = 0
( 4) 1.gr_tratamentoll#61.periodo = 0
( 5) 1.gr_tratamentoll#62.periodo = 0
( 6) 1.gr_tratamentoll#63.periodo = 0
( 7) 1.gr_tratamentoll#64.periodo = 0
( 8) 1.gr_tratamentoll#65.periodo = 0
( 9) 1.gr_tratamentoll#66.periodo = 0
(10) 1.gr_tratamentoll#67.periodo = 0
(11) 1.gr_tratamentoll#68.periodo = 0
(12) 1.gr_tratamentoll#69.periodo = 0
(13) 1.gr_tratamentoll#70.periodo = 0
(14) 1.gr_tratamentoll#71.periodo = 0
(15) 1.gr_tratamentoll#72.periodo = 0
(16) 1.gr_tratamentoll#73.periodo = 0
(17) 1.gr_tratamentoll#74.periodo = 0
(18) 1.gr_tratamentoll#75.periodo = 0
(19) 1.gr_tratamentoll#76.periodo = 0
(20) 1.gr_tratamentoll#77.periodo = 0
(21) 1.gr_tratamentoll#78.periodo = 0
(22) 1.gr_tratamentoll#79.periodo = 0
(23) 1.gr_tratamentoll#80.periodo = 0
(24) 1.gr_tratamentoll#81.periodo = 0
(25) 1o.gr_tratamentoll#82b.periodo = 0
ConstRaint 3 dropped
Constraint 11 dropped
Constraint 13 dropped
Constraint 14 dropped
Constraint 16 dropped
Constraint 19 dropped
Constraint 23 dropped
Constraint 24 dropped
Constraint 25 dropped
```

```
F( 16, 16) = 9.96
Prob > F = 0.0000
```

```
.
end of do-file
```

```
. do "C:\Users\pedro\AppData\Local\Temp\STD1c20_000000.tmp"
```

```
. reghdfe z_crime i.gr_tratamento21#i#b82.periodo if periodo>=58 & regio_cod~=4, absorb(i.fmun_crime i.ano) vce(cluster
fmun_cod)
note: 1bn.gr_tratamento21 is probably collinear with the fixed effects (all partialled-out values are close to zero; tol =
1.0e-09)
(MWFE estimator converged in 2 iterations)
warning: missing F statistic; dropped variables due to collinearity or too few clusters
note: 1.gr_tratamento21 omitted because of collinearity
note: 60.periodo omitted because of collinearity
note: 72.periodo omitted because of collinearity
note: 96.periodo omitted because of collinearity
note: 105.periodo omitted because of collinearity
```

```
HDFE Linear regression Number of obs = 1,632
Absorbing 2 HDFE groups F( 90, 16) = .
Statistics robust to heteroskedasticity Prob > F = .
R-squared = 0.4682
Adj R-squared = 0.4229
Within R-sq. = 0.0886
Root MSE = 0.6575

Number of clusters (fmun_cod) = 17
```

(Std. Err. adjusted for 17 clusters in fmun_cod)

	z_crime	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
1.gr_tratamento21		0	(omitted)				
periodo							
58		.2963949	.1244133	2.38	0.030	.0326504	.5601394
59		-.1635155	.094521	-1.73	0.103	-.363891	.03686
60		0	(omitted)				
61		.1959171	.1733431	1.13	0.275	-.171554	.5633881
62		.1478848	.2083997	0.71	0.488	-.2939027	.5896724
63		.2808745	.2597005	1.08	0.295	-.2696659	.831415
64		.1118791	.1773557	0.63	0.537	-.2640982	.4878563
65		.454504	.2360811	1.93	0.072	-.0459656	.9549737
66		.1276936	.1976509	0.65	0.527	-.2913076	.5466949
67		.0607942	.1734022	0.35	0.730	-.306802	.4283905
68		.4245667	.2059706	2.06	0.056	-.0120714	.8612047
69		.1546888	.1142642	1.35	0.195	-.0875406	.3969181
70		.1323277	.1549681	0.85	0.406	-.1961901	.4608455
71		.0649502	.1027853	0.63	0.536	-.1529449	.2828453
72		0	(omitted)				
73		.5510098	.1594198	3.46	0.003	.2130549	.8889648
74		.2505693	.1555586	1.61	0.127	-.0792002	.5803389
75		.2849201	.1090286	2.61	0.019	.0537898	.5160505
76		.0511216	.1423496	0.36	0.724	-.250646	.3528892
77		.0061787	.1366628	0.05	0.964	-.2835334	.2958908
78		.0844793	.1109845	0.76	0.458	-.1507972	.3197559
79		.158624	.1295854	1.22	0.239	-.1160847	.4333327
80		.3196754	.1770663	1.81	0.090	-.0556884	.6950393
81		.2796241	.1577413	1.77	0.095	-.0547726	.6140207
83		.1602055	.1348335	1.19	0.252	-.1256287	.4460398

84		.4125402	.1745394	2.36	0.031	.0425332	.7825472	
85		-.5581816	.204372	-2.73	0.015	-.9914308	-.1249323	
86		-.3137542	.222063	-1.41	0.177	-.7845066	.1569983	
87		-.4437648	.2142148	-2.07	0.055	-.8978799	.0103503	
88		-.4096715	.2055399	-1.99	0.064	-.8453965	.0260535	
89		-.2747326	.2054329	-1.34	0.200	-.7102309	.1607658	
90		-.2991165	.1620719	-1.85	0.084	-.6426935	.0444606	
91		-.087017	.1692747	-0.51	0.614	-.4458634	.2718293	
92		-.1706873	.1532946	-1.11	0.282	-.4956573	.1542828	
93		-.28378	.1168833	-2.43	0.027	-.5315615	-.0359985	
94		-.3308192	.138759	-2.38	0.030	-.6249752	-.0366632	
95		-.0905109	.1141316	-0.79	0.439	-.332459	.1514371	
96		0	(omitted)					
97		-.2701721	.1751423	-1.54	0.142	-.6414571	.1011129	
98		-.2325848	.1501334	-1.55	0.141	-.5508535	.0856838	
99		-.0088268	.1699608	-0.05	0.959	-.3691275	.351474	
100		-.1411544	.1600401	-0.88	0.391	-.4804244	.1981155	
101		.0254872	.2113011	0.12	0.905	-.4224512	.4734257	
102		-.0287237	.2142752	-0.13	0.895	-.4829669	.4255195	
103		-.013424	.1492137	-0.09	0.929	-.3297428	.3028948	
104		-.020559	.1594038	-0.13	0.899	-.3584799	.3173619	
105		0	(omitted)					
gr_tratamento21#periodo								
1	58		-.4639132	.2739104	-1.69	0.110	-1.044577	.1167509
1	59		-.2794421	.1752387	-1.59	0.130	-.6509316	.0920474
1	60		-.4115355	.2234179	-1.84	0.084	-.8851602	.0620893
1	61		-.4601117	.1697137	-2.71	0.015	-.8198886	-.1003348
1	62		-.227604	.2715252	-0.84	0.414	-.8032118	.3480038
1	63		-.3314362	.2854363	-1.16	0.263	-.9365341	.2736617
1	64		-.2849211	.2239004	-1.27	0.221	-.7595688	.1897266
1	65		-.6552882	.2622809	-2.50	0.024	-1.211299	-.0992775
1	66		-.3569747	.1878083	-1.90	0.076	-.7551105	.041161
1	67		-.223834	.1803194	-1.24	0.232	-.6060941	.158426
1	68		-.5499565	.2472769	-2.22	0.041	-1.07416	-.0257528
1	69		-.3584924	.2105857	-1.70	0.108	-.8049141	.0879292
1	70		-.1813796	.2019589	-0.90	0.382	-.6095133	.2467541
1	71		-.0030337	.2397143	-0.01	0.990	-.5112053	.5051379
1	72		-.1281263	.2244556	-0.57	0.576	-.6039509	.3476983
1	73		-.1928161	.1874679	-1.03	0.319	-.5902303	.2045982
1	74		-.1233827	.2769725	0.45	0.662	-.4637729	.7105382
1	75		-.2423634	.1546551	-1.57	0.137	-.5702175	.0854908
1	76		-.4403601	.1798041	-2.45	0.026	-.8215277	-.0591924
1	77		-.3715439	.1784126	-2.08	0.054	-.7497617	.0066739
1	78		-.4968362	.1131721	-4.39	0.000	-.7367503	-.2569221
1	79		-.3731062	.1192394	-3.13	0.006	-.6258825	-.12033
1	80		-.5476512	.1730828	-3.16	0.006	-.9145703	-.1807322
1	81		-.4404149	.1315377	-3.35	0.004	-.7192624	-.1615674
1	83		-.1960626	.1464399	-1.34	0.199	-.5065014	.1143761
1	84		-.4186737	.1701113	-2.46	0.026	-.7792936	-.0580538
1	85		-.108273	.1099786	-0.98	0.340	-.3414172	.1248712
1	86		-.4544214	.1290552	-3.52	0.003	-.7280061	-.1808366
1	87		-.3271472	.1179146	-2.77	0.014	-.577115	-.0771794
1	88		-.4677739	.1328022	-3.52	0.003	-.7493019	-.1862459
1	89		-.4982554	.1417712	-3.51	0.003	-.7987969	-.1977139
1	90		-.4218787	.1907457	-2.21	0.042	-.8262415	-.0175158
1	91		-.5175368	.2001961	-2.59	0.020	-.9419336	-.09314
1	92		-.489162	.1932468	-2.53	0.022	-.898827	-.0794971
1	93		-.458352	.2400708	-1.91	0.074	-.9672793	.0505754
1	94		-.3315778	.2027617	-1.64	0.122	-.7614135	.0982578
1	95		-.4799786	.2114027	-2.27	0.037	-.9281323	-.031825
1	96		-.4980205	.2856178	-1.74	0.100	-1.103503	.1074623
1	97		-.2464283	.2506934	-0.98	0.340	-.7778746	.2850179
1	98		-.270522	.2447974	-1.11	0.285	-.7894694	.2484254
1	99		.0472568	.3625655	0.13	0.898	-.7213477	.8158613
1	100		-.192669	.3114498	-0.62	0.545	-.8529131	.4675751
1	101		-.3664821	.2351175	-1.56	0.139	-.864909	.1319447
1	102		-.1004311	.3468797	-0.29	0.776	-.8357832	.634921
1	103		.8210836	1.08854	0.75	0.462	-1.486518	3.128685
1	104		.0152056	.3686177	0.04	0.968	-.7662289	.7966401
1	105		-.1755804	.4520346	-0.39	0.703	-1.133851	.7826901
_cons								
			.3955624	.1095992	3.61	0.002	.1632225	.6279023

Absorbed degrees of freedom:

Absorbed FE	Categories	Redundant	Num. Coefs	*
fmun_crime	34	34	0	*
ano	5	0	5	

* = FE nested within cluster; treated as redundant for DoF computation

```

.      * Parallel trends F-test
.      #delimit ;
.      delimiter now ;
.      test 1.gr_tratamento21#58.periodo 1.gr_tratamento21#59.periodo 1.gr_tratamento21#60.periodo
1.gr_tratamento21#61.periodo 1.gr
> _tratamento21#62.periodo 1.gr_tratamento21#63.periodo 1.gr_tratamento21#64.periodo 1.gr_tratamento21#65.periodo
1.gr_tratamento21#66.
> periodo 1.gr_tratamento21#67.periodo 1.gr_tratamento21#68.periodo 1.gr_tratamento21#69.periodo 1.gr_tratamento21#70.periodo
1.gr_trat
> amento21#71.periodo 1.gr_tratamento21#72.periodo 1.gr_tratamento21#73.periodo 1.gr_tratamento21#74.periodo
1.gr_tratamento21#75.perio
> do 1.gr_tratamento21#76.periodo 1.gr_tratamento21#77.periodo 1.gr_tratamento21#78.periodo 1.gr_tratamento21#79.periodo
1.gr_tratament
> o21#80.periodo 1.gr_tratamento21#81.periodo 1.gr_tratamento21#82.periodo;

( 1) 1.gr_tratamento21#58.periodo = 0
( 2) 1.gr_tratamento21#59.periodo = 0
( 3) 1.gr_tratamento21#60.periodo = 0

```

```

( 4) 1.gr_tratamento21#61.periodo = 0
( 5) 1.gr_tratamento21#62.periodo = 0
( 6) 1.gr_tratamento21#63.periodo = 0
( 7) 1.gr_tratamento21#64.periodo = 0
( 8) 1.gr_tratamento21#65.periodo = 0
( 9) 1.gr_tratamento21#66.periodo = 0
(10) 1.gr_tratamento21#67.periodo = 0
(11) 1.gr_tratamento21#68.periodo = 0
(12) 1.gr_tratamento21#69.periodo = 0
(13) 1.gr_tratamento21#70.periodo = 0
(14) 1.gr_tratamento21#71.periodo = 0
(15) 1.gr_tratamento21#72.periodo = 0
(16) 1.gr_tratamento21#73.periodo = 0
(17) 1.gr_tratamento21#74.periodo = 0
(18) 1.gr_tratamento21#75.periodo = 0
(19) 1.gr_tratamento21#76.periodo = 0
(20) 1.gr_tratamento21#77.periodo = 0
(21) 1.gr_tratamento21#78.periodo = 0
(22) 1.gr_tratamento21#79.periodo = 0
(23) 1.gr_tratamento21#80.periodo = 0
(24) 1.gr_tratamento21#81.periodo = 0
(25) 10.gr_tratamento21#82b.periodo = 0
Constraint 2 dropped
Constraint 4 dropped
Constraint 7 dropped
Constraint 9 dropped
Constraint 12 dropped
Constraint 16 dropped
Constraint 18 dropped
Constraint 19 dropped
Constraint 25 dropped

```

```

F( 16, 16) = 7.33
Prob > F = 0.0001

```

end of do-file

```
. do "C:\Users\pedro\AppData\Local\Temp\STD1c20_000000.tmp"
```

```

. reghdfe z_crime i.gr_tratamento107##ib82.periodo if periodo>=58 & regio_cod==4, absorb(i.fmun_crime i.ano) vce(cluster
fmun_cod)
note: lbn.gr_tratamento107 is probably collinear with the fixed effects (all partialled-out values are close to zero; tol =
1.0e-09)
(MWFE estimator converged in 2 iterations)
warning: missing F statistic; dropped variables due to collinearity or too few clusters
note: 1.gr_tratamento107 omitted because of collinearity
note: 60.periodo omitted because of collinearity
note: 72.periodo omitted because of collinearity
note: 96.periodo omitted because of collinearity
note: 105.periodo omitted because of collinearity

```

```

HDFE Linear regression                               Number of obs =      1,632
Absorbing 2 HDFE groups                             F( 90, 16) = .
Statistics robust to heteroskedasticity              Prob > F = .
                                                    R-squared = 0.7766
                                                    Adj R-squared = 0.7576
                                                    Within R-sq. = 0.1698
                                                    Root MSE = 0.6172

```

```

Number of clusters (fmun_cod) = 17
(Std. Err. adjusted for 17 clusters in fmun_cod)

```

	z_crime	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
1.gr_tratamento107		0	(omitted)				
periodo							
58		.3234404	.0795041	4.07	0.001	.1548992	.4919816
59		.2700429	.0952072	2.84	0.012	.0682127	.4718731
60		0	(omitted)				
61		.6379267	.1713604	3.72	0.002	.2746589	1.001194
62		.3349597	.1318563	2.54	0.022	.0554369	.6144825
63		.4602837	.1964315	2.34	0.032	.0438675	.8766998
64		.5576507	.1124475	4.96	0.000	.3192727	.7960288
65		.6541028	.1273135	5.14	0.000	.3842102	.9239954
66		.3478516	.1258002	2.77	0.014	.081167	.6145361
67		.3631944	.1074223	3.38	0.004	.1354693	.5909194
68		.2531152	.0841192	3.01	0.008	.0747904	.4314399
69		.0089867	.0935504	0.10	0.925	-.1893312	.2073047
70		.1742281	.0823095	2.12	0.050	-.0002602	.3487163
71		-.0321071	.0800573	-0.40	0.694	-.2018209	.1376067
72		0	(omitted)				
73		.7452772	.1326837	5.62	0.000	.4640003	1.026554
74		.5139099	.1159798	4.43	0.000	.2680437	.759776
75		.1388367	.0804431	1.73	0.104	-.0316951	.3093685
76		-.3316918	.0661042	-5.02	0.000	-.4718264	-.1915572
77		-.3682106	.0898242	-4.10	0.001	-.5586294	-.1777919
78		-.2247988	.0693746	-3.24	0.005	-.3718665	-.0777312
79		.0237249	.0678449	0.35	0.731	-.1200999	.1675498
80		-.1223011	.055917	-2.19	0.044	-.2408398	-.0037625
81		-.1331833	.0737709	-1.81	0.090	-.2895705	.023204
83		-.1655355	.0864566	-1.91	0.074	-.3488152	.0177443
84		-.0761584	.072882	-1.04	0.312	-.2306613	.0783445
85		.3375904	.1095175	3.08	0.007	.1054236	.5697571
86		.248295	.0863785	2.87	0.011	.0651808	.4314092
87		.5167203	.111054	4.65	0.000	.2812964	.7521442
88		.2343901	.110703	2.12	0.050	-.0002897	.4690699
89		.2350273	.0717517	3.28	0.005	.0829206	.3871341
90		.1892441	.0875776	2.16	0.046	.0035879	.3749002
91		.2174297	.091015	2.39	0.030	.0244866	.4103728
92		.2689481	.0858649	3.13	0.006	.0869227	.4509736

93		.1757313	.0396519	4.43	0.000	.091673	.2597896
94		.0421069	.0502764	0.84	0.415	-.0644744	.1486882
95		.0487571	.0415796	1.17	0.258	-.0393877	.1369018
96		0	(omitted)				
97		-.0573026	.0699513	-0.82	0.425	-.2055927	.0909875
98		-.1014846	.0527545	-1.92	0.072	-.2133192	.01035
99		.0501132	.0645492	0.78	0.449	-.0867249	.1869514
100		-.0986742	.0577842	-1.71	0.107	-.2211712	.0238227
101		-.0638874	.0721536	-0.89	0.389	-.2168463	.0890714
102		-.1084779	.0562287	-1.93	0.072	-.2276773	.0107215
103		-.0456852	.0649867	-0.70	0.492	-.183451	.0920805
104		-.0315842	.0531556	-0.59	0.561	-.1442692	.0811007
105		0	(omitted)				
gr_tratamento107#periodo							
1 58		.099107	.217477	0.46	0.655	-.3619237	.5601377
1 59		-.2415004	.2750254	-0.88	0.393	-.8245281	.3415273
1 60		-.0524108	.1852497	-0.28	0.781	-.4451227	.3403011
1 61		-.1687632	.301385	-0.56	0.583	-.8076708	.4701443
1 62		-.3537884	.2116138	-1.67	0.114	-.8023896	.0948128
1 63		.4106572	.1300479	3.16	0.006	.1349679	.6863465
1 64		.4146911	.2377546	1.74	0.100	-.0893262	.9187083
1 65		.1513101	.2209266	0.68	0.503	-.3170334	.6196535
1 66		.2483023	.2627971	0.94	0.359	-.3088027	.8054073
1 67		.357917	.2274462	1.57	0.135	-.1242475	.8400815
1 68		.3154164	.2074354	1.52	0.148	-.1243269	.7551598
1 69		.2310679	.2295939	1.01	0.329	-.2556495	.7177853
1 70		.4636579	.193536	2.40	0.029	.0533798	.873936
1 71		.3791828	.1831872	2.07	0.055	-.0091568	.7675224
1 72		.1283701	.1835084	0.70	0.494	-.2606502	.5173905
1 73		.5969703	.2212177	2.70	0.016	.1280097	1.065931
1 74		.4831199	.2853645	1.69	0.110	-.1218258	1.088066
1 75		.1597461	.1648312	0.97	0.347	-.1896804	.5091726
1 76		.2495427	.180089	1.39	0.185	-.1322289	.6313143
1 77		.1608648	.1903798	0.84	0.411	-.2427223	.5644519
1 78		-.1197014	.2246541	-0.53	0.601	-.5959467	.3565439
1 79		.1000368	.1983154	0.50	0.621	-.3203731	.5204468
1 80		.0522292	.1598717	0.33	0.748	-.2866836	.3911421
1 81		.3093196	.1185686	2.61	0.019	.0579654	.5606738
1 83		.0238372	.1449333	0.16	0.871	-.2834078	.3310822
1 84		-.0208182	.1700255	-0.12	0.904	-.3812563	.3396198
1 85		.1738777	.2021939	0.86	0.403	-.2547541	.6025095
1 86		.0579796	.1992164	0.29	0.775	-.3643403	.4802994
1 87		-.0528437	.148911	-0.35	0.727	-.3685209	.2628334
1 88		-.1791068	.215905	-0.83	0.419	-.6368051	.2785914
1 89		.1310356	.1843888	0.71	0.488	-.2598512	.5219223
1 90		.1634262	.2129967	0.77	0.454	-.2881066	.6149591
1 91		.3093442	.1832062	1.69	0.111	-.0790356	.6977239
1 92		-.0986322	.1832158	-0.54	0.598	-.4870323	.289768
1 93		-.0758459	.1421905	-0.53	0.601	-.3772763	.2255844
1 94		.2129889	.1152986	1.85	0.083	-.0314332	.457411
1 95		.0641622	.1508325	0.43	0.676	-.2555886	.3839129
1 96		-.1393874	.2158223	-0.65	0.528	-.5969102	.3181353
1 97		.0976803	.2495662	0.39	0.701	-.4313765	.626737
1 98		-.0744518	.2366344	-0.31	0.757	-.5760943	.4271906
1 99		.1249076	.2199455	0.57	0.578	-.341356	.5911713
1 100		.1807841	.2094768	0.86	0.401	-.2632868	.624855
1 101		.1122767	.2011242	0.56	0.584	-.3140875	.5386409
1 102		.2422449	.2049942	1.18	0.255	-.1923235	.6768132
1 103		.2344574	.2567969	0.91	0.375	-.3099278	.7788426
1 104		.3536844	.2556217	1.38	0.185	-.1882094	.8955781
1 105		.2993806	.1981078	1.51	0.150	-.1205891	.7193503
_cons							
		.9569894	.0595837	16.06	0.000	.8306776	1.083301

Absorbed degrees of freedom:

Absorbed FE	Categories	Redundant	Num. Coefs	
fmun_crime	34	34	0	*
ano	5	0	5	

* = FE nested within cluster; treated as redundant for DoF computation

```

.          * Parallel trends F-test
.          #delimit ;
delimiter now ;
.          test 1.gr_tratamento107#58.periodo 1.gr_tratamento107#59.periodo 1.gr_tratamento107#60.periodo
1.gr_tratamento107#61.periodo
> 1.gr_tratamento107#62.periodo 1.gr_tratamento107#63.periodo 1.gr_tratamento107#64.periodo 1.gr_tratamento107#65.periodo
1.gr_tratamen
> to107#66.periodo 1.gr_tratamento107#67.periodo 1.gr_tratamento107#68.periodo 1.gr_tratamento107#69.periodo
1.gr_tratamento107#70.peri
> odo 1.gr_tratamento107#71.periodo 1.gr_tratamento107#72.periodo 1.gr_tratamento107#73.periodo 1.gr_tratamento107#74.periodo
1.gr_trat
> amento107#75.periodo 1.gr_tratamento107#76.periodo 1.gr_tratamento107#77.periodo 1.gr_tratamento107#78.periodo
1.gr_tratamento107#79.
> periodo 1.gr_tratamento107#80.periodo 1.gr_tratamento107#81.periodo 1.gr_tratamento107#82.periodo;

( 1) 1.gr_tratamento107#58.periodo = 0
( 2) 1.gr_tratamento107#59.periodo = 0
( 3) 1.gr_tratamento107#60.periodo = 0
( 4) 1.gr_tratamento107#61.periodo = 0
( 5) 1.gr_tratamento107#62.periodo = 0
( 6) 1.gr_tratamento107#63.periodo = 0
( 7) 1.gr_tratamento107#64.periodo = 0
( 8) 1.gr_tratamento107#65.periodo = 0
( 9) 1.gr_tratamento107#66.periodo = 0
(10) 1.gr_tratamento107#67.periodo = 0
(11) 1.gr_tratamento107#68.periodo = 0
(12) 1.gr_tratamento107#69.periodo = 0

```

```

(13) 1.gr_tratamento107#70.periodo = 0
(14) 1.gr_tratamento107#71.periodo = 0
(15) 1.gr_tratamento107#72.periodo = 0
(16) 1.gr_tratamento107#73.periodo = 0
(17) 1.gr_tratamento107#74.periodo = 0
(18) 1.gr_tratamento107#75.periodo = 0
(19) 1.gr_tratamento107#76.periodo = 0
(20) 1.gr_tratamento107#77.periodo = 0
(21) 1.gr_tratamento107#78.periodo = 0
(22) 1.gr_tratamento107#79.periodo = 0
(23) 1.gr_tratamento107#80.periodo = 0
(24) 1.gr_tratamento107#81.periodo = 0
(25) 1o.gr_tratamento107#82b.periodo = 0
Constraint 2 dropped
Constraint 5 dropped
Constraint 8 dropped
Constraint 10 dropped
Constraint 13 dropped
Constraint 18 dropped
Constraint 21 dropped
Constraint 23 dropped
Constraint 25 dropped

```

```

F( 16, 16) = 7.30
Prob > F = 0.0001

```

end of do-file

```
. do "C:\Users\pedro\AppData\Local\Temp\STD1c20_000000.tmp"
```

```

. reghdfe z_crime i.gr_tratamento207##ib82.periodo if periodo>=58 & regioa_cod=4, absorb(i.fmun_crime i.ano) vce(cluster
fmun_cod)
note: lbn.gr_tratamento207 is probably collinear with the fixed effects (all partialled-out values are close to zero; tol =
1.0e-09)
(MWFE estimator converged in 2 iterations)
warning: missing F statistic; dropped variables due to collinearity or too few clusters
note: 1.gr_tratamento207 omitted because of collinearity
note: 60.periodo omitted because of collinearity
note: 72.periodo omitted because of collinearity
note: 96.periodo omitted because of collinearity
note: 105.periodo omitted because of collinearity

```

```

HDFE Linear regression                               Number of obs =      1,632
Absorbing 2 HDFE groups                             F( 90, 16) =      .
Statistics robust to heteroskedasticity              Prob > F =      .
                                                       R-squared =      0.5379
                                                       Adj R-squared =    0.4985
                                                       Within R-sq. =    0.1088
                                                       Root MSE =      0.5903

```

```
Number of clusters (fmun_cod) = 17
```

(Std. Err. adjusted for 17 clusters in fmun_cod)

	z_crime	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
1.gr_tratamento207		0	(omitted)				
periodo							
58		.1690065	.0959542	1.76	0.097	-.0344073	.3724203
59		-.0332652	.0551143	-0.60	0.555	-.1501023	.0835719
60		0	(omitted)				
61		.1475239	.0961015	1.54	0.144	-.0562021	.3512499
62		.1244793	.1008333	1.23	0.235	-.0892776	.3382363
63		.2530469	.1178017	2.15	0.047	.0033184	.5027754
64		.0446622	.0888739	0.50	0.622	-.143742	.2330663
65		.1154929	.0681668	1.69	0.110	-.0290143	.2600001
66		.0249151	.0778781	0.32	0.753	-.140179	.1900093
67		.0366399	.0688329	0.53	0.602	-.1092792	.1825591
68		.1204104	.0609392	1.98	0.066	-.0087749	.2495957
69		-.1562596	.0687565	-2.27	0.037	-.3020169	-.0105023
70		.0557313	.0555351	1.00	0.331	-.0619979	.1734604
71		-.0023527	.0401514	-0.06	0.954	-.0874699	.0827646
72		0	(omitted)				
73		.6330608	.1077988	5.87	0.000	.4045376	.861584
74		.3890003	.0956315	4.07	0.001	.1862706	.59173
75		.1507058	.0942296	1.60	0.129	-.0490521	.3504637
76		-.2900339	.1298794	-2.23	0.040	-.5653659	-.014702
77		-.2972076	.1232494	-2.41	0.028	-.5584848	-.0359305
78		-.0185514	.1802844	-0.10	0.919	-.4007372	.3636345
79		.1510336	.0887063	1.70	0.108	-.0370153	.3390826
80		.0734534	.0831799	0.88	0.390	-.1028802	.249787
81		.0811864	.0680863	1.19	0.250	-.0631501	.2255229
83		-.0120719	.0710547	-0.17	0.867	-.1627012	.1385574
84		.0619601	.0973717	0.64	0.534	-.1444587	.2683788
85		-.3625232	.0895746	-4.05	0.001	-.5524129	-.1726334
86		-.3518397	.0869428	-4.05	0.001	-.5361502	-.1675293
87		-.3101281	.0777622	-3.99	0.001	-.4749766	-.1452796
88		-.3537682	.1104303	-3.20	0.006	-.5878699	-.1196664
89		-.1970843	.1461326	-1.35	0.196	-.5068716	.1127031
90		-.3078911	.1071677	-2.87	0.011	-.5350765	-.0807057
91		-.2749537	.0840837	-3.27	0.005	-.4532032	-.0967043
92		-.2430963	.0992988	-2.45	0.026	-.4536002	-.0325923
93		-.2769786	.1106259	-2.50	0.023	-.5114951	-.0424621
94		-.3481564	.1002207	-3.47	0.003	-.5606149	-.135698
95		-.1432621	.0714166	-2.01	0.062	-.2946586	.0081344
96		0	(omitted)				
97		-.1914918	.0675278	-2.84	0.012	-.3346443	-.0483393
98		-.1952522	.0618279	-3.16	0.006	-.3263216	-.0641829
99		.1560089	.0915816	1.70	0.108	-.0381353	.3501532
100		-.0895943	.0568245	-1.58	0.134	-.2100569	.0308683
101		.1988005	.1229655	1.62	0.125	-.0618746	.4594757

102		.0332073	.1014122	0.33	0.748	-.181777	.2481916
103		.212338	.135457	1.57	0.137	-.074818	.499494
104		.1416037	.0843718	1.68	0.113	-.0372565	.3204639
105		0	(omitted)				

gr_tratamento207#periodo							
1 58		-.2684734	.1541142	-1.74	0.101	-.595181	.0582342
1 59		-.341641	.1458507	-2.34	0.032	-.6508307	-.0324513
1 60		-.343484	.1539736	-2.23	0.040	-.6698935	-.0170746
1 61		-.4487479	.1643661	-2.73	0.015	-.7971885	-.1003073
1 62		-.2412279	.1678433	-1.44	0.170	-.5970398	.114584
1 63		-.340638	.1196288	-2.85	0.012	-.5942397	-.0870363
1 64		-.2547336	.1486803	-1.71	0.106	-.5699217	.0604545
1 65		-.3533064	.1473013	-2.40	0.029	-.6655712	-.0410417
1 66		-.2912257	.1701266	-1.71	0.106	-.651878	.0694267
1 67		-.2367091	.1264201	-1.87	0.080	-.5047078	.0312895
1 68		-.2828296	.1279766	-2.21	0.042	-.5541278	-.0115314
1 69		-.0845734	.1539506	-0.55	0.590	-.4109341	.2417872
1 70		-.1418126	.1747307	-0.81	0.429	-.5122251	.2286
1 71		.0272397	.15006	0.18	0.858	-.2908733	.3453527
1 72		-.1651557	.1604992	-1.03	0.319	-.5053987	.1750873
1 73		-.274867	.1352713	-2.03	0.059	-.5616293	.0118952
1 74		-.0150483	.1811891	-0.08	0.935	-.399152	.3690554
1 75		-.1081491	.1301099	-0.83	0.418	-.3839697	.1676716
1 76		-.0992045	.1279971	-0.78	0.450	-.3705462	.1721372
1 77		-.0681575	.1160798	-0.59	0.565	-.3142356	.1779206
1 78		-.3938055	.1892599	-2.08	0.054	-.7950187	.0074077
1 79		-.3655158	.0851786	-4.29	0.001	-.5460864	-.1849453
1 80		-.3014292	.1121982	-2.69	0.016	-.5392788	-.0635796
1 81		-.2419773	.0652606	-3.71	0.002	-.3803236	-.103631
1 83		-.0237852	.0877066	-0.27	0.790	-.2097149	.1621445
1 84		-.0680935	.1120483	-0.61	0.552	-.3056252	.1694382
1 85		-.0284356	.107498	-0.26	0.795	-.2563212	.19945
1 86		-.14084	.0996306	-1.41	0.177	-.3520474	.0703674
1 87		-.1852881	.093781	-1.98	0.066	-.384095	.0135188
1 88		-.2481814	.1144517	-2.17	0.046	-.4908083	-.0055546
1 89		-.3004079	.0935517	-3.21	0.005	-.4987286	-.1020871
1 90		-.1376082	.1469614	-0.94	0.363	-.4491524	.1739361
1 91		-.0541043	.1216983	-0.44	0.663	-.3120931	.2038846
1 92		-.1412572	.1420348	-0.99	0.335	-.4423575	.1598431
1 93		-.1896575	.1601182	-1.18	0.254	-.5290929	.1497778
1 94		-.0387448	.1369191	-0.28	0.781	-.3290003	.2515108
1 95		-.1517316	.1583421	-0.96	0.352	-.487402	.1839387
1 96		-.2225246	.18747	-1.19	0.253	-.6199433	.174894
1 97		-.11935	.1569646	-0.76	0.458	-.4521	.2134001
1 98		-.1020959	.1722429	-0.59	0.562	-.4672347	.2630428
1 99		.0881797	.2608695	0.34	0.740	-.4648388	.6411983
1 100		-.0384706	.2135383	-0.18	0.859	-.4911516	.1412105
1 101		-.3340368	.1861331	-1.79	0.092	-.7286213	.0605477
1 102		.0433965	.2841952	0.15	0.881	-.5590703	.6458633
1 103		.8010802	1.039459	0.77	0.452	-1.402475	3.004635
1 104		.0588016	.2949293	0.20	0.844	-.5664205	.6840237
1 105		.0301783	.3262654	0.09	0.927	-.6614734	.72183

_cons		.0650607	.0505925	1.29	0.217	-.0421906	.172312

Absorbed degrees of freedom:

Absorbed FE	Categories	Redundant	Num. Coefs
fmun_crime	34	34	0 *
ano	5	0	5

* = FE nested within cluster; treated as redundant for DoF computation

```

.      * Parallel trends F-test
.      #delimit ;
delimiter now ;
.      test 1.gr_tratamento207#58.periodo 1.gr_tratamento207#59.periodo 1.gr_tratamento207#60.periodo
1.gr_tratamento207#61.periodo
> 1.gr_tratamento207#62.periodo 1.gr_tratamento207#63.periodo 1.gr_tratamento207#64.periodo 1.gr_tratamento207#65.periodo
1.gr_tratamen
> to207#66.periodo 1.gr_tratamento207#67.periodo 1.gr_tratamento207#68.periodo 1.gr_tratamento207#69.periodo
1.gr_tratamento207#70.peri
> odo 1.gr_tratamento207#71.periodo 1.gr_tratamento207#72.periodo 1.gr_tratamento207#73.periodo 1.gr_tratamento207#74.periodo
1.gr_trat
> amento207#75.periodo 1.gr_tratamento207#76.periodo 1.gr_tratamento207#77.periodo 1.gr_tratamento207#78.periodo
1.gr_tratamento207#79.
> periodo 1.gr_tratamento207#80.periodo 1.gr_tratamento207#81.periodo 1.gr_tratamento207#82.periodo;

( 1) 1.gr_tratamento207#58.periodo = 0
( 2) 1.gr_tratamento207#59.periodo = 0
( 3) 1.gr_tratamento207#60.periodo = 0
( 4) 1.gr_tratamento207#61.periodo = 0
( 5) 1.gr_tratamento207#62.periodo = 0
( 6) 1.gr_tratamento207#63.periodo = 0
( 7) 1.gr_tratamento207#64.periodo = 0
( 8) 1.gr_tratamento207#65.periodo = 0
( 9) 1.gr_tratamento207#66.periodo = 0
(10) 1.gr_tratamento207#67.periodo = 0
(11) 1.gr_tratamento207#68.periodo = 0
(12) 1.gr_tratamento207#69.periodo = 0
(13) 1.gr_tratamento207#70.periodo = 0
(14) 1.gr_tratamento207#71.periodo = 0
(15) 1.gr_tratamento207#72.periodo = 0
(16) 1.gr_tratamento207#73.periodo = 0
(17) 1.gr_tratamento207#74.periodo = 0
(18) 1.gr_tratamento207#75.periodo = 0
(19) 1.gr_tratamento207#76.periodo = 0
(20) 1.gr_tratamento207#77.periodo = 0
(21) 1.gr_tratamento207#78.periodo = 0

```

```
(22) 1.gr_tratamento207#79.periodo = 0
(23) 1.gr_tratamento207#80.periodo = 0
(24) 1.gr_tratamento207#81.periodo = 0
(25) 1o.gr_tratamento207#82b.periodo = 0
      Constraint 2 dropped
      Constraint 7 dropped
      Constraint 8 dropped
      Constraint 10 dropped
      Constraint 12 dropped
      Constraint 20 dropped
      Constraint 22 dropped
      Constraint 24 dropped
      Constraint 25 dropped

      F( 16, 16) = 5.13
      Prob > F = 0.0011
```

```
.
end of do-file
```

```
. log close
```
