

Pix, Formalização e Emprego: Evidências Causais para os Municípios Brasileiros

André Filipe Brandão Santos^a, Hilton Martins de Brito Ramalho^a, and Aléssio Tony Cavalcanti de Almeida^a

^aUniversidade Federal da Paraíba

Resumo Este estudo investiga o impacto causal da intensidade de uso do Pix sobre a formalização de Microempreendedores Individuais (MEI) e a geração de empregos formais nos municípios brasileiros (2019-2024). Utilizou-se o estimador de Diferenças-em-Diferenças (Doubly Robust DiD) combinado com pareamento via distância de Mahalanobis e restrição espacial para mitigar transbordamentos. Os resultados revelam um impacto positivo e significativo: municípios com alta intensidade de uso apresentaram incremento médio de 3,81 registros de MEI para cada 10.000 habitantes. O efeito no emprego formal foi gradual, com destaque para a região Nordeste, única com resposta robusta na criação de vínculos CLT. Testes de robustez (placebo) ratificam a ausência de efeitos espúrios. Conclui-se que a digitalização financeira catalisa a formalização laboral ao reduzir custos transacionais e barreiras de entrada na base da pirâmide, mitigando fricções em mercados com menor profundidade financeira.

Palavras-chave: Inclusão financeira, pix, formação laboral, Double Robust DiD

Códigos JEL: G21, O17, J46, O33, C21

1. Introduction

Nas últimas décadas, a digitalização dos sistemas de pagamento emergiu como uma das transformações mais profundas na economia global, remodelando mercados financeiros e estruturas produtivas. Em economias emergentes, esse fenômeno é caracterizado como um *high-tech leapfrogging*¹, onde a adoção de tecnologias de ponta permite superar gargalos históricos de infraestrutura bancária tradicional (D'Andrea e Limodio, 2024). A difusão de inovações como o pagamento instantâneo não representa apenas um ganho de eficiência, mas atua diretamente na mitigação de restrições de financiamento para firmas e indivíduos (Crouzet et al., 2023).

A literatura seminal sobre o tema demonstra que o acesso a meios de pagamento digitais e móveis possui impactos persistentes sobre a estrutura

¹O conceito de *high-tech leapfrogging* refere-se ao fenômeno em que economias em desenvolvimento saltam estágios intermediários de modernização tecnológica, adotando diretamente inovações de última geração. No contexto financeiro, isso ocorre quando populações anteriormente desbancarizadas ou dependentes de dinheiro em espécie passam a utilizar sistemas de pagamentos digitais instantâneos sem terem passado pelo uso extensivo de cartões de crédito ou cheques.

ocupacional e a redução da pobreza, permitindo que agentes econômicos transitem para atividades de maior valor agregado (Suri e Jack, 2016). No Brasil, esse movimento ganha contornos específicos com a implementação do Pix em 2020². De acordo com a literatura de custos de transação (North, 1990), a redução da opacidade financeira proporcionada pelos meios de pagamento digitais diminui o custo de monitoramento por parte das autoridades fiscais, alterando o equilíbrio entre os benefícios da informalidade e os custos da conformidade. Como postulado por Ulyseia (2018), a decisão de formalização é sensível aos custos de conformidade e aos benefícios de acesso a mercados. O Pix, ao reduzir drasticamente os custos transacionais e operacionais, inclina essa balança, agindo como um indutor da formalização financeira que pode preceder a formalização laboral.

No entanto, a literatura brasileira destaca que a informalidade é um fenômeno persistente e heterogêneo (Meghir et al., 2015; Rocha et al., 2018). Embora o Pix tenha se consolidado como uma infraestrutura pública digital de sucesso (Schapiro, 2023), permanece a lacuna sobre se esse choque de eficiência transacional é capaz de romper as barreiras estruturais que mantêm firmas na informalidade. A transição da inclusão financeira para a formalização plena não é automática; ela depende da capacidade da tecnologia em reduzir o prêmio da informalidade frente ao ônus tributário e regulatório.

Embora estudos recentes e relatórios do Banco Central tenham documentado exaustivamente a difusão e o volume de transações do Pix, observa-se uma lacuna significativa na literatura quanto à análise de impacto causal. A maioria das evidências disponíveis possui caráter descritivo, focando na adoção tecnológica em detrimento dos seus efeitos socioeconômicos. Até o momento, nenhum estudo estabeleceu relações causais robustas entre a intensidade de uso da ferramenta e a formalização econômica em nível municipal, controlando adequadamente para viés de seleção e transbordamentos espaciais. Este trabalho preenche tal lacuna ao avançar além das correlações, isolando o efeito da digitalização financeira sobre a dinâmica produtiva.

Esta investigação analisa o impacto causal da intensidade de uso do Pix sobre a formalização de Microempreendedores Individuais (MEI) e a geração de empregos formais nos municípios brasileiros. Para tanto, utilizam-se microdados da Receita Federal do Brasil (RFB) para o registro de novos empreendedores, bem como do Cadastro Geral de Empregados e Desempregados (CAGED) e da Relação Anual de Informações Sociais (RAIS) para a análise

²O Pix é o sistema de pagamentos instantâneos brasileiro, lançado pelo Banco Central com o objetivo de reduzir custos de transação e aumentar a inclusão financeira. Sua rápida adoção foi impulsionada por um desenho institucional *top-down*, com adesão mandatória para grandes instituições financeiras e foco na interoperabilidade total entre agentes.

do mercado de trabalho formal. Utiliza-se uma estratégia de Diferenças-em-Diferenças (*Doubly Robust DiD*) combinada com pareamento via distância de Mahalanobis e restrições espaciais (*spatial buffering*) para isolar o efeito do tratamento de transbordamentos regionais.

Os resultados revelam que o Pix atua como um catalisador da formalização laboral “da base para cima”³, com impactos significativos no estoque de MEIs e uma resposta gradual, porém crescente, no emprego formal assalariado. A relevância desta investigação reside na necessidade de avaliar se o Pix atua como uma política pública de desenvolvimento que gera transbordamentos para a economia real ou se seus efeitos se restringem à eficiência da circulação monetária, sem alterar a estrutura de formalização do mercado de trabalho.

Nesse contexto, o objetivo geral deste trabalho é avaliar empiricamente o impacto causal da adoção intensiva do Pix sobre a dinâmica de formalização econômica e o mercado de trabalho formal nos municípios brasileiros entre 2020 e 2024. Para alcançar este propósito, o estudo propõe-se a: (i) mensurar a heterogeneidade espacial da intensidade de uso do Pix; (ii) estimar o impacto sobre o estoque de MEI e o saldo de empregos formais; (iii) analisar a evolução temporal desses efeitos; e (iv) discutir as implicações para a formulação de políticas públicas de inclusão produtiva.

O estudo contribui para o entendimento da economia regional e finanças digitais sob três prismas. No campo metodológico, utiliza dados administrativos de múltiplas fontes oficiais e um desenho de identificação robusto que trata explicitamente a dependência espacial e o viés de seleção. No âmbito empírico, fornece evidências inéditas sobre os limites e potencialidades da digitalização financeira como indutora da formalização. Por fim, em termos substantivos, a pesquisa articula como a redução dos custos de transação atua como catalisadora para a saída da informalidade, fornecendo subsídios para políticas públicas que visem a modernização do ambiente de negócios e o aumento da produtividade via inclusão financeira digital.

2. Metodologia e Dados

2.1 Origem e escopo dos dados

A base empírica deste estudo combina diferentes fontes oficiais, abrangendo o período de 2019 a 2024. As informações foram harmonizadas em nível municipal e temporalmente agregadas de forma a garantir comparabilidade

³O termo refere-se à dinâmica em que o processo de formalização se inicia nos estratos mais elementares da atividade econômica (MEIs) para, posteriormente, refletir-se na criação de postos de trabalho assalariados.

entre variáveis e consistência na análise longitudinal. As principais fontes e variáveis são:

- **MEI (Receita Federal):** dados de fluxos e estoques mensais de Microempreendedores Individuais (MEI) por município. Foram calculadas as taxas de formalização autônoma a partir do fluxo mensal de novos registros de MEI entre 2015 e 2024.
- **CAGED (MTE):** registros mensais de admissões e desligamentos formais, utilizados para calcular o saldo líquido de empregos formais por município. As séries foram agregadas mensalmente, cobrindo o período de 2019 a 2024.
- **Pix (Banco Central do Brasil):** dados sobre a intensidade média de uso e o número de usuários únicos do sistema Pix por município. As informações foram agregadas mensalmente por média, abrangendo o intervalo de 2020 a 2024, quando o sistema passou a operar de forma efetiva.
- **Covariáveis estruturais:** indicadores socioeconômicos e demográficos que captam características pré-existentes dos municípios, incluindo a dimensão educacional do Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM Educação, 2010), a densidade de agências bancárias (2019), a Cobertura populacional de 4G e 5G (pop 4g5g 2021, ano mais recente disponibilizado pela Anatel), a população (2019), o logaritmo do PIB per capita (2019)⁴ e a proporção de idosos (2010).

A estrutura de dados é do tipo **painel balanceado em nível municipal**, no qual cada observação corresponde a um município identificado pelo código do IBGE, acompanhado de medidas mensais de desempenho e características estruturais. Assim, a unidade de análise é o município, permitindo explorar variações intra e intermunicipais ao longo do tempo.

2.2 Variáveis

2.2.1 Variáveis de resultado (Y).

- Y_1 : *taxa_estoque_mei* — estoque total de Microempreendedores Individuais ativos por mil habitantes (fonte: Receita Federal).

⁴A utilização do logaritmo natural para a variável PIB per capita justifica-se pela necessidade de mitigar o impacto de valores extremos (outliers) e reduzir a assimetria da distribuição original. Esse procedimento estatístico permite uma comparação mais equilibrada entre municípios com diferentes patamares de renda, estabilizando a variância dos resíduos no modelo econométrico.

- Y_2 : *taxa_estoque_empregos* — estoque total de vínculos de empregos formais ativos por mil habitantes (fontes: CAGED/RAIS).

Para a variável Y_1 , o estoque de MEIs foi construído a partir do processamento dos microdados da Receita Federal do Brasil (RFB). Dado que a categoria foi instituída em 2007, a série histórica foi estruturada calculando-se o saldo acumulado entre aberturas e fechamentos de registros para cada município. O estoque inicial de referência foi fixado em dezembro de 2018; a partir deste marco, o estoque mensal para o período em análise foi computado de forma aditiva, integrando o fluxo líquido (entradas menos saídas) observado em cada mês/município.

No caso da variável Y_2 , a construção do estoque de vínculos empregatícios formais exigiu a integração de duas fontes administrativas distintas. O estoque inicial de referência (dezembro de 2018) foi extraído da Relação Anual de Informações Sociais (RAIS), que fornece o retrato censitário do mercado de trabalho formal. Para os períodos subsequentes, a série foi atualizada mensalmente utilizando-se o fluxo líquido (admissões menos desligamentos) reportado pelo Novo CAGED. Essa abordagem híbrida permite aliar a precisão do estoque anual da RAIS com a tempestividade mensal do CAGED, garantindo uma medida de *high frequency* para a dinâmica laboral.

Essas variáveis capturam o nível de formalização alcançado em duas dimensões complementares: a formalização autônoma (MEI) e a formalização laboral (empregos formais). Para ambas, utiliza-se a população municipal de 2019 como denominador fixo para o cálculo das taxas.

Reconhece-se que o uso de uma população base fixa pode omitir variações demográficas ocorridas entre 2019 e 2024. Contudo, essa opção metodológica justifica-se por dois motivos: (i) as estimativas populacionais anuais do IBGE para o período intercensitário são projeções que podem introduzir ruídos de medida em nível municipal; e (ii) a literatura aponta que a própria digitalização financeira e o desenvolvimento econômico local podem atuar como vetores de atração migratória. Ao fixar a população no período pré-tratamento (2019), assegura-se que variações nas taxas reflitam mudanças genuínas no estoque de formalização, evitando que o denominador seja endógeno ao processo de adoção do Pix. Assume-se, portanto, que a estrutura populacional no curto prazo é suficientemente estável para não enviesar os resultados causais.

2.2.2 Variável de tratamento.

A intensidade de uso do Pix é utilizada como *proxy* de inclusão financeira e digital. Para mitigar problemas de causalidade reversa e endogeneidade por

construção — onde a maior formalização prévia poderia impulsionar a adoção da tecnologia —, adota-se uma estratégia de *Early Adopters*⁵. Essa abordagem baseia-se na intensidade de uso observada exclusivamente nos primeiros seis meses de operação da ferramenta (novembro de 2020 a abril de 2021).

A variável de tratamento é operacionalizada através da divisão da amostra em tercís de intensidade média nesse período inicial:

$$\text{Treat}_i = \begin{cases} 1 & \text{se } i \in T_3 \text{ (tercil superior),} \\ 0 & \text{se } i \in T_1 \text{ (tercil inferior).} \end{cases}$$

Municípios pertencentes ao tercil intermediário (T_2) são excluídos da análise para garantir uma diferenciação nítida entre os grupos, aumentando o poder estatístico da identificação causal. Esta classificação, fundamentada no estágio embrionário da difusão do Pix, assegura que o status de tratamento seja predeterminado em relação aos impactos observados, isolando a propensão tecnológica inicial de cada localidade.

2.2.3 Covariáveis estruturais (X).

As variáveis de controle incluem fatores estruturais e contextuais associados à capacidade produtiva, infraestrutura financeira e demografia dos municípios. Utiliza-se o ano mais recente disponível para cada covariável no período pré-tratamento, assegurando que as medidas antecedam a introdução do Pix em novembro de 2020. As variáveis selecionadas são:

- **IDHM (2010):** captura o nível de desenvolvimento humano e capital humano acumulado de longo prazo;
- **Densidade de agências bancárias (2019):** reflete a infraestrutura financeira física pré-Pix;
- **Cobertura populacional 4G/5G (2021):** utilizada como *proxy* da infraestrutura de conectividade pré-existente;

⁵A estratégia de *Early Adopters* fundamenta-se na literatura de difusão de inovações (Rogers, 2010) e tem sido amplamente aplicada em estudos de impacto de tecnologias de rede para mitigar vieses de seleção e causalidade reversa. No contexto de finanças digitais e infraestruturas de pagamento, abordagens semelhantes que utilizam o estágio inicial de adoção como variável de tratamento são discutidas em trabalhos como (Jack e Suri, 2014) para o sistema M-PESA, e em análises recentes sobre o Pix no Brasil, como as de (D'Andrea e Limodio, 2024) e relatórios técnicos do Banco Central, que sugerem que a adesão precoce reflete mais a prontidão tecnológica local do que uma resposta a mudanças econômicas contemporâneas.

- **Proporção de idosos (2010):** controla para a estrutura demográfica e potenciais barreiras geracionais à adoção tecnológica;
- **log(PIB per capita₂₀₁₉):** controla para o nível de atividade econômica e renda municipal pré-tratamento.

Essas covariáveis são incorporadas ao procedimento de pareamento via distância de Mahalanobis para garantir o balanceamento da amostra. O objetivo é assegurar que os municípios dos grupos de tratamento e controle apresentem características estruturais análogas no período pré-tratamento, permitindo que os efeitos estimados reflitam variações decorrentes da digitalização financeira, e não disparidades demográficas ou socioeconômicas pré-existentes. Uma vez garantido o equilíbrio das trajetórias prévias, essas variáveis atuam como controles que mitigam vieses de confusão na estimação do Diferenças-em-Diferenças.

2.3 Estatísticas descritivas

Esta seção apresenta um panorama descritivo dos dados, distinguindo os grupos de controle e tratamento conforme a intensidade média de uso do *Pix*. As estatísticas incluem médias, desvios-padrão, valores mínimos e máximos das variáveis de resultado (Y_1 e Y_2) e das covariáveis estruturais utilizadas nos modelos.

A Tabela 1 resume as estatísticas das variáveis dependentes. Observa-se que os municípios tratados apresentam, em média, maiores taxas de formalização autônoma (Y_1) e de formalização laboral (Y_2), refletindo o perfil econômico mais dinâmico identificado nas seções anteriores. As amplitudes (mínimos e máximos) indicam alta heterogeneidade intra-grupo, o que justifica o uso de modelos mistos e ponderação amostral para acomodar variação não observada.

Tabela 1
Estatísticas descritivas das variáveis de resultado por grupo de tratamento

Variável	Controle				Tratamento			
	Média	DP	Mín	Máx	Média	DP	Mín	Máx
Taxa MEIs (Y_1)	0,42	0,85	-4,90	2,80	0,76	1,04	-6,00	3,10
Taxa Empregos (Y_2)	0,12	0,67	-3,80	2,50	0,39	0,92	-4,50	2,80

Fonte: Elaboração própria com base em dados do BCB e MTE.

Em complemento, a Tabela 2 apresenta as estatísticas das covariáveis estruturais. As diferenças médias reforçam que os municípios tratados são mais desenvolvidos, com maior densidade bancária e nível de atividade econômica mais elevado, além de maior renda per capita e melhores indicadores sociais.

Tabela 2
Estatísticas descritivas das covariáveis estruturais por grupo de tratamento

Variável	Controle				Tratamento			
	Média	DP	Mín	Máx	Média	DP	Mín	Máx
IDHM (2010)	0,583	0,053	0,447	0,701	0,720	0,041	0,616	0,825
Densidade de agências (2019)	6,456	3,518	0,000	11,418	10,775	3,169	3,041	19,639
IBC (2021)	38,540	11,727	12,500	66,400	62,986	6,253	50,100	77,300
Proporção de idosos (2010)	0,113	0,036	0,040	0,197	0,109	0,029	0,046	0,195
log(PIBpc ₂₀₁₉)	9,266	0,510	8,420	10,140	10,459	0,554	9,280	11,620

Fonte: Elaboração própria com base em dados do IBGE, PNUD e Banco Central do Brasil.

Essas estatísticas descritivas permitem compreender a estrutura dos dados e fundamentam a etapa de balanceamento amostral apresentada na seção seguinte. Em conjunto, os resultados evidenciam diferenças iniciais marcantes entre grupos, mas também um processo de convergência e expansão do *Pix*, que motiva a análise causal conduzida a seguir.

2.4 Estratégia de Pareamento

A heterogeneidade estrutural entre os municípios — evidenciada por diferenças marcantes em desenvolvimento humano, infraestrutura financeira, cobertura digital, densidade populacional e estrutura produtiva — reduz substancialmente a área de overlap entre os grupos de tratamento e controle. Diante dessa limitação, foram inicialmente considerados métodos baseados em escore de propensão, como o *Propensity Score Matching* (PSM), e métodos de ponderação, como *entropy balancing*. Contudo, ambos apresentam desvantagens importantes no contexto desta pesquisa.

2.4.1 Limitações do Propensity Score Matching (PSM)

No PSM, a redução da dimensionalidade por meio do escore de propensão implica condensar todo o vetor de covariáveis em uma única variável latente. Embora isso facilite a formação de pares, dificulta o controle fino sobre dimensões específicas — um problema crítico no contexto brasileiro, no qual municípios podem apresentar valores semelhantes de escore, mas estruturas socioeconômicas profundamente distintas.

Essa crítica encontra respaldo em (King e Nielsen, 2019), que demonstram que o PSM tende a aumentar o desequilíbrio multivariado, piorando a qualidade dos *matches* em vez de melhorá-la.⁶ Em síntese, quando há grande

⁶Para uma discussão detalhada sobre as limitações do PSM frente a métodos baseados em distância, ver (King e Nielsen, 2019).

heterogeneidade entre as unidades amostrais, o escore de propensão colapsa variações relevantes e dificulta calibrações direcionadas.

2.4.2 Limitações do Entropy Balancing

Também foram consideradas estratégias de ponderação, como o *entropy balancing*, que ajustam os pesos das unidades de controle para reproduzir a média das covariáveis dos tratados. Contudo, essa abordagem mostrou-se inadequada. A média do grupo tratado é fortemente influenciada por municípios altamente atípicos — como São Paulo e outras metrópoles — o que leva o algoritmo a atribuir pesos extremamente elevados a poucas unidades de controle.

Na prática, essa tentativa gerou *pesos explosivos*, indicando extrapolação além do suporte comum e produzindo sobreajuste (*overfitting*) no processo de balanceamento. Após remover esses pesos extremos, o balanceamento deixou de funcionar adequadamente, com diferenças padronizadas permanecendo elevadas para diversas covariáveis.

Esse resultado evidencia que a média do grupo tratado não é representativa de nenhuma unidade real no conjunto de controle, inviabilizando a construção de um contrafactual robusto via ponderação.

2.4.3 Pareamento via Distância de Mahalanobis

Diante dessas limitações, optou-se pela utilização da distância de Mahalanobis como estratégia de pareamento. Diferentemente do PSM, esse método preserva a dimensionalidade original ao incorporar diretamente cada covariável no cálculo da proximidade entre unidades, ponderando-as pela matriz de covariância. A distância entre dois municípios i e j é dada por:

$$D_M(i, j) = \sqrt{(x_i - x_j)^\top \Sigma^{-1} (x_i - x_j)},$$

onde x_i é o vetor de covariáveis do município i e Σ é a matriz de covariância das covariáveis no grupo de controle.

Todas as covariáveis foram padronizadas:

$$x^* = \frac{x - \mu}{\sigma},$$

evitando que variáveis com maior escala dominem a métrica de distância.

2.4.4 Caliper Multivariado

Além da distância global, impôs-se um *caliper* que estabelece limites máximos admissíveis para discrepâncias em cada covariável. Diferentemente do PSM — onde o caliper atua sobre um único escore — no pareamento por Mahalanobis o caliper deve ser calibrado por variável. Para cada covariável k exigiu-se:

$$|x_{ik}^* - x_{jk}^*| \leq c_k,$$

garantindo suporte comum em todas as dimensões relevantes e evitando que a distância global esconda dissimilaridades excessivas em variáveis estruturais — como PIB per capita, densidade bancária ou conectividade digital.

2.5 Estratégia Espacial e Mitigação de Transbordamentos

A Hipótese de Unidade de Tratamento Estável (SUTVA) é frequentemente violada em estudos regionais. (Huber e Steinmayr, 2017) formalizam o problema de separar efeitos de tratamento de efeitos de transbordamento (*spillovers*). Em mercados de trabalho integrados, um choque positivo em um município pode atrair trabalhadores de municípios vizinhos ou gerar demanda por serviços na região adjacente.

(Wozniak, 2021), ao analisar o *matching* espacial em mercados de trabalho urbanos, demonstra que as taxas de vacância e desemprego apresentam forte autocorrelação espacial, indicando que os mercados de trabalho não respeitam fronteiras administrativas municipais. Se um município com alto uso do Pix ($D = 1$) dinamiza sua economia, ele pode impactar positivamente seu vizinho de controle ($D = 0$), fazendo com que a simples comparação entre vizinhos subestime o verdadeiro efeito da tecnologia (viés em direção a zero).

Portanto, a estratégia empírica adotada neste trabalho operacionaliza as recomendações de (Huber e Steinmayr, 2017) e (Gibbons e Overman, 2012) por meio da implementação de um “cordão sanitário” (*spatial buffering*). A escolha de um raio de 30km não é arbitrária; ela fundamenta-se na delimitação teórica e empírica de Mercados de Trabalho Locais no Brasil. Estimativas de fluxos pendulares (*commuting*) sugerem que a integração socioeconômica e a contaminação de choques de demanda tendem a se diluir significativamente além desta distância em áreas não-metropolitanas.

Ao excluir sistematicamente os municípios de controle situados dentro deste raio em relação a qualquer município tratado, busca-se mitigar o viés de subestimação decorrente de *spillovers* geográficos. Garante-se, assim, que o

grupo de comparação seja composto por municípios com características estruturais semelhantes (via pareamento), mas geograficamente isolados do choque direto de liquidez e eficiência transaccional provocado pela alta intensidade do Pix no grupo de tratamento, preservando a integridade da Hipótese de Unidade de Tratamento Estável (SUTVA).

A identificação causal em contextos de economia regional exige cautela quanto à Hipótese de Unidade de Tratamento Estável (*Stable Unit Treatment Value Assumption* - SUTVA). A proximidade geográfica entre as unidades de análise introduz o risco de viés por transbordamentos espaciais (*spatial spillovers*): caso a atividade econômica de um município tratado afete positivamente seus vizinhos imediatos (controles), o efeito estimado do tratamento será subestimado, apresentando um viés em direção a zero.

Para mitigar esse risco e isolar o efeito do Pix de dinâmicas de vizinhança, implementou-se uma estratégia de *spatial buffering* combinada com pareamento exato por macrorregião. O procedimento seguiu duas etapas de restrição:

1. **Restrição de Vizinhança (Buffer de 30 km):** Calculou-se a matriz de distâncias geográficas geodésicas entre todas as unidades. Foram excluídos do grupo de potenciais controles todos os municípios situados em um raio de 30 km de qualquer unidade tratada. A escolha do raio de 30 km fundamenta-se na literatura de economia urbana brasileira (Monte et al., 2018), que identifica essa distância como o limite médio de deslocamento pendular e integração de mercados de trabalho locais no Brasil. Essa zona de exclusão cria um “cordão sanitário” que reduz drasticamente a probabilidade de contaminação do grupo de controle por efeitos de equilíbrio geral local.
2. **Pareamento Exato por Macrorregião:** Após a exclusão dos vizinhos imediatos, o pareamento via distância de Mahalanobis foi condicionado à correspondência exata da macrorregião geográfica (`cod_regiao`).

Essa abordagem assegura que o contrafactual seja construído com municípios que compartilham a mesma realidade institucional e econômica (comparabilidade intra-regional), mas que estão geograficamente distantes o suficiente para não sofrerem influência direta dos choques locais do município tratado. Assim, preserva-se a validade interna sem sacrificar a validade de contexto.

2.6 Modelo de Event Study

A literatura metodológica recente promoveu uma revisão profunda das premissas e da robustez dos modelos de Diferenças-em-Diferenças (DiD).

O debate seminal iniciado por (Goodman-Bacon, 2021) e consolidado por (Roth et al., 2023) demonstra que o estimador tradicional de Efeitos Fixos de Duas Vias (*Two-Way Fixed Effects* - TWFE) pode apresentar vieses severos na presença de efeitos de tratamento heterogêneos, seja no tempo ou entre unidades.

Embora o lançamento do Pix tenha ocorrido de forma simultânea em território nacional — o que mitiga o problema clássico de adoção escalonada (*staggered adoption*) — a variação na **intensidade de adoção** entre municípios impõe desafios análogos. Conforme discutido por (Roth et al., 2023), em desenhos de estudo onde a identificação depende de tendências paralelas, a sensibilidade a pré-tendências e a escolha do estimador são críticas para a validade das inferências.

Nesse contexto, este estudo adota o estimador proposto por (Callaway e Sant’Anna, 2021), que permite a identificação de efeitos médios de tratamento em tratados (*ATT*) de forma robusta à heterogeneidade temporal. Complementarmente, a estratégia empírica incorpora os avanços de (Borusyak et al., 2024), utilizando um design de *Event Study* que prioriza a eficiência e a transparência na validação do pressuposto de tendências paralelas.

Após a construção dos grupos de tratamento (municípios *early adopters* de alta intensidade) e controle (municípios pareados), o efeito causal do Pix sobre os desfechos econômicos municipais é estimado por meio de um modelo de Diferenças-em-Diferenças (DiD) com estrutura de *event study*. Embora o Pix tenha sido introduzido simultaneamente em novembro de 2020, a fonte de identificação reside na variação da intensidade de uso entre os municípios, permitindo a análise da dinâmica dos efeitos ao longo do tempo.

Seja Y_{it} o desfecho econômico (estoque de MEIs ou empregos formais) do município i no período t , e seja D_i o indicador de tratamento. A especificação econométrica segue a proposta de (Callaway e Sant’Anna, 2021), sendo definida por:

$$Y_{it} = \alpha_i + \lambda_t + \sum_{\tau=-Q, \tau \neq -1}^M \theta_\tau \cdot \mathbb{1}^{\tau}(t - t^* = \tau) \cdot D_i + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

Onde:

- α_i representa os **efeitos fixos de município**: esta componente é fundamental, pois captura toda a heterogeneidade não observada e invariante no tempo de cada localidade (fatores históricos, geográficos e institucionais), isolando o efeito do tratamento de características intrínsecas ao

município.

- λ_t representa os **efeitos fixos de tempo**: captura choques macroeconômicos agregados e tendências temporais comuns a todos os municípios da amostra.
- θ_τ são os **parâmetros de interesse**: os coeficientes para $\tau < 0$ permitem testar a hipótese de tendências paralelas (ausência de efeitos prévios), enquanto os coeficientes para $\tau \geq 0$ capturam o efeito dinâmico do tratamento após a implementação do Pix.
- ε_{it} é o **termo de erro**: os erros padrão são clusterizados no nível do município. Essa escolha, combinada com a estratégia de *spatial buffering* de 30 km, assegura que a inferência estatística seja robusta a correlações intragrupo e heterocedasticidade.

O período $\tau = -1$ (outubro de 2020) é omitido como categoria de referência. A estimação utiliza o estimador duplamente robusto de (Callaway e Sant’Anna, 2021), que, mesmo em contextos de tratamento único no tempo, oferece vantagens na flexibilização de tendências paralelas condicionais às covariáveis pré-tratamento incorporadas no pareamento.

Dessa forma, a identificação do impacto causal não depende apenas da comparação de médias, mas do controle rigoroso de características fixas municipais e de choques temporais, garantindo que os resultados reflitam a contribuição líquida da digitalização financeira.

Embora o estimador de (Callaway e Sant’Anna, 2021) seja originalmente formulado para contextos de adoção escalonada, sua aplicação via funções de *event study* permanece apropriada quando o tratamento ocorre em um único ponto no tempo, desde que exista um grupo de controle válido. Neste estudo, tal grupo é garantido pelo pareamento prévio entre municípios de alta e baixa intensidade, assegurando comparabilidade estrutural e espacial.

3. Análise Exploratória

Esta seção apresenta a análise exploratória inicial dos dados, destacando a evolução temporal das principais variáveis do estudo: a taxa de formalização de microempreendedores individuais (MEIs), o saldo acumulado de empregos formais e a intensidade média de uso do Pix. As séries foram construídas com base nas médias mensais dos municípios pertencentes aos grupos de *tratamento* e *controle*.

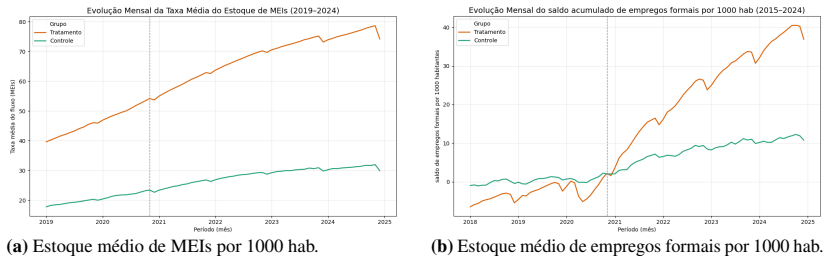


Figura 1

Evolução mensal do estoque de MEIs e do Estoque de empregos formais (2019–2024).

Fonte: Elaboração própria com base em dados da Receita Federal e do Ministério do Trabalho e Emprego.

A Figura 1 evidencia dois padrões importantes. Primeiro, os municípios do grupo de tratamento — aqueles caracterizados por maior intensidade futura de uso do Pix — já apresentavam níveis superiores de formalização via MEI antes da implementação do sistema. Essa diferença estrutural se mantém e se amplia no período pós-2020. Segundo, o estoque de empregos formais também apresenta trajetória mais favorável entre os municípios tratados, sobretudo a partir de 2021. Esses padrões sugerem que os municípios mais intensivos em Pix são também aqueles que já apresentavam maior dinamismo econômico prévio, o que reforça a necessidade de estratégias de controle, como pareamento por covariáveis ou ponderação, para mitigar vieses de seleção.

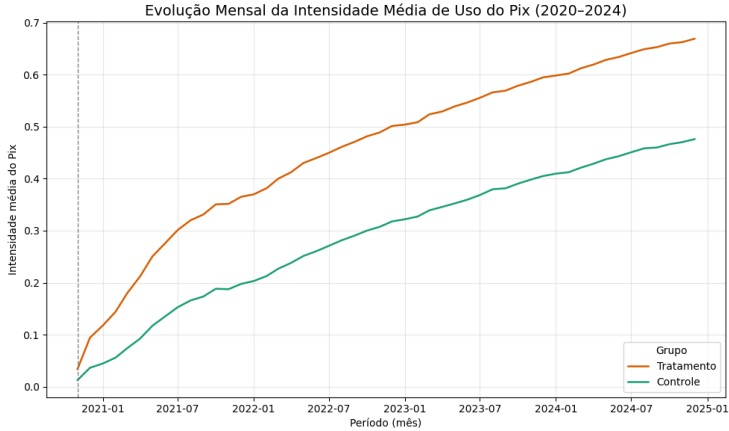


Figura 2
Evolução mensal da intensidade média de uso do Pix (2020–2024).

Fonte: Elaboração própria com base em dados do Banco Central do Brasil.

A Figura 2 ilustra a trajetória de adoção do Pix entre 2020 e 2024. Todos os grupos exibem crescimento monotônico da intensidade média de uso, porém os municípios tratados apresentam uma inclinação significativamente mais acentuada, indicando uma velocidade de difusão mais rápida do sistema de pagamentos instantâneos. Essa heterogeneidade no ritmo de adoção é consistente com desigualdades estruturais de infraestrutura financeira e digital, e reforça que a dinâmica pré-intervenção não é paralela entre os grupos. Diante disso, torna-se essencial aplicar procedimentos de pareamento ou ponderação, de modo a aproximar os grupos e melhorar a validade das estimativas do efeito causal do Pix.

3.1 Diferenças entre grupos

A Figura 3 apresenta a distribuição espacial dos municípios segundo o status de tratamento, com base nos tercis de intensidade média de uso do Pix entre 2020 e 2024. Os municípios tratados (em verde) concentram-se majoritariamente nas regiões Centro-Oeste, Sul e partes do Sudeste, enquanto os municípios de controle (em vermelho) aparecem de forma mais dispersa, com maior presença no Norte e em áreas do interior do Nordeste. Esse padrão espacial reforça que a adoção intensiva do Pix não ocorreu de maneira homogênea no território nacional, refletindo desigualdades estruturais em termos de infraestrutura bancária, conectividade digital e capacidade produtiva local.

Esse padrão territorial evidencia a presença de dependência espacial positiva, isto é, municípios vizinhos tendem a compartilhar o mesmo status de tratamento. Essa autocorrelação espacial pode ser formalmente verificada por meio do Moran's I aplicado ao indicador de intensidade de uso do Pix, que tende a detectar clusters de alta-alta e baixa-baixa, indicando que o tratamento não está distribuído de forma aleatória no espaço.

Do ponto de vista de identificação causal, esse arranjo não é o ideal: a formação de clusters espaciais de tratamentos semelhantes reduz a variação local e aumenta o risco de viés por transbordamentos espaciais (*spatial spillovers*). Em um cenário ideal, a distribuição do tratamento apresentaria dependência espacial negativa — ou seja, municípios tratados seriam circundados por municípios de controle, gerando maior contraste espacial e ampliando a qualidade do contrafactual. Esse tipo de arranjo mitigaria a autocorrelação e permitiria isolar melhor o efeito do tratamento ao evitar que unidades semelhantes geograficamente apresentem simultaneamente altas intensidades de Pix.

Assim, a distribuição observada reforça que a adoção intensiva do Pix não ocorreu de forma homogênea e tampouco independente no território nacional. Pelo contrário, a formação de clusters espaciais reflete desigualdades estruturais de infraestrutura bancária, conectividade digital e capacidade produtiva, além de apontar para a necessidade de considerar explicitamente a dependência espacial na análise empírica.

Status de Tratamento por Município

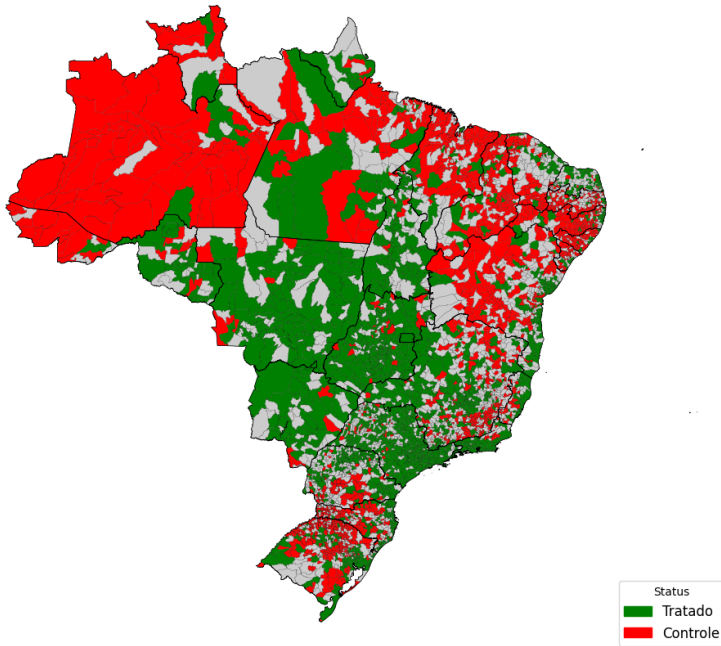


Figura 3

Distribuição espacial dos grupos de tratamento e controle por município.

Fonte: Elaboração própria com base em dados do Banco Central do Brasil e malha digital municipal do IBGE.

A Figura 4 apresenta boxplots comparando a distribuição das principais covariáveis estruturais entre os grupos de controle, tratamento e municípios excluídos. Observa-se que os municípios tratados tendem a apresentar maiores valores de *IDHM*, *densidade de agências bancárias*, *PIB per capita* e a *cobertura de 4g e 5g* — indicando que o grupo de alta intensidade de uso do Pix é composto, em média, por localidades mais desenvolvidas e financeiramente integradas.

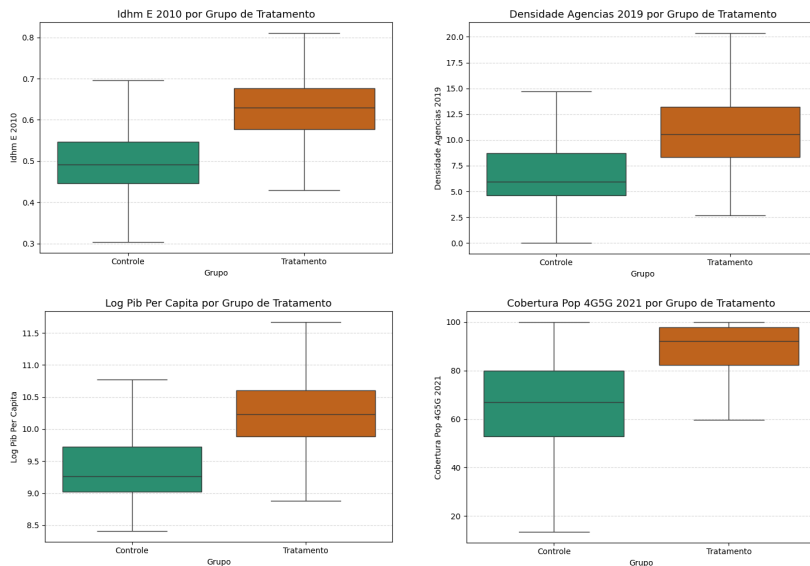


Figura 4

Distribuição das principais covariáveis estruturais por grupo de tratamento.

Fonte: Elaboração própria com base em dados do PNUD, IBGE e Banco Central do Brasil.

As diferenças entre grupos são substanciais, sugerindo que o processo de difusão do Pix está correlacionado a fatores socioeconômicos preexistentes. Essas disparidades reduzem a área de *overlap* entre as distribuições de propensão a tratamento, o que torna o pareamento direto (por escore de propensão ou distância de Mahalanobis) menos eficiente — muitos municípios tratados não encontram contrapartes comparáveis no grupo de controle.

A Figura 5 apresenta a relação entre a intensidade de uso do Pix e as principais covariáveis estruturais dos municípios. A inspeção visual mostra que variáveis relacionadas ao desenvolvimento socioeconômico — como *IDHM*, *PIB per capita*, *densidade de agências bancárias* e *cobertura populacional de 4G/5G* — exibem correlação positiva com a intensidade do Pix. Isso indica que municípios mais conectados, com maior infraestrutura financeira e melhores indicadores de desenvolvimento humano, tendem a adotar o Pix mais rapidamente e com maior recorrência.

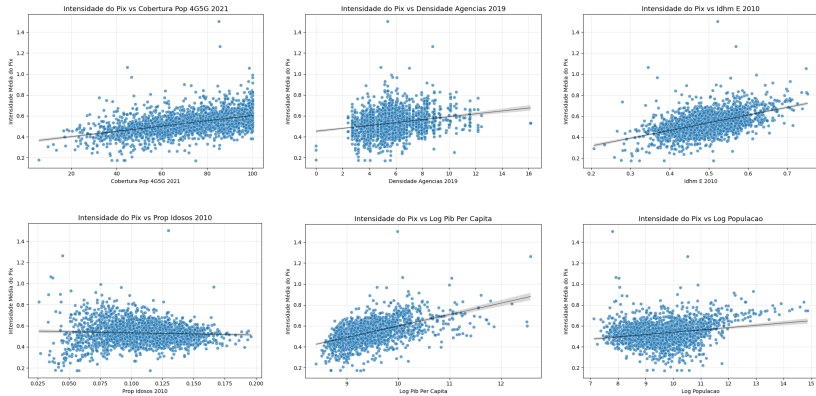


Figura 5

Relação entre covariáveis estruturais e a intensidade média de uso do Pix.

Fonte: Elaboração própria com base em dados do Banco Central do Brasil, IBGE, PNUD e Anatel.

Os padrões observados reforçam que a difusão do Pix não foi aleatória no território nacional. Municípios com maior dinamismo econômico, maior densidade bancária, maior cobertura digital e melhor infraestrutura institucional tendem a exibir maior intensidade de uso do sistema. Em contraste, variáveis com menor conteúdo econômico direto — como a proporção de idosos — apresentam relação mais fraca com a intensidade do Pix, sugerindo que o processo de adoção está muito mais ligado à capacidade local de integração ao sistema financeiro digital do que à composição etária.

Essa heterogeneidade estrutural pré-existente reduz a área de *overlap* entre tratados e controles, dificultando comparações diretas. Assim, a utilização de métodos de balanceamento — como o pareamento por covariáveis ou a ponderação por probabilidade inversa (IPW) — torna-se necessária para aproximar grupos comparáveis e melhorar a identificação causal no modelo de Diferenças-em-Diferenças.

A inclusão dessas covariáveis assegura que o efeito estimado da intensidade de uso do *Pix* sobre os indicadores de formalização reflita, de fato, o canal de inclusão produtiva digital, e não diferenças estruturais pré-existentes entre os municípios.

3.2 Análise de Autocorrelação Espacial e Implicações

A distribuição espacial dos grupos de tratamento e controle, ilustrada na Figura 3, revela uma clara dependência geográfica na adoção do Pix. Observa-se uma concentração proeminente de municípios *early adopters* nas regiões Centro-Oeste e Sul, enquanto o grupo de controle predomina em áreas do interior das regiões Norte e Nordeste.

Embora o cálculo formal do I de Moran e dos mapas de *clusters* LISA extrapole o escopo imediato desta análise exploratória, a inspeção visual aponta para uma autocorrelação espacial positiva robusta. Municípios com alta intensidade de uso tendem a ser geograficamente contíguos, sugerindo que fatores como integração de mercados regionais, infraestrutura de conectividade compartilhada e transbordamentos tecnológicos atuam na difusão do sistema.

Do ponto de vista da identificação causal, essa configuração espacial impõe desafios à Hipótese de Unidade de Tratamento Estável (SUTVA). A presença de *clusters* de municípios tratados vizinhos a municípios de controle aumenta a probabilidade de *spatial spillovers* — onde o dinamismo econômico de uma localidade tratada vaza para a vizinhança. Caso esse transbordamento ocorra, o efeito estimado do Pix tende a sofrer um viés de atenuação (viés em direção a zero), uma vez que o grupo de controle estaria sendo "contaminado" indiretamente pelo tratamento.

Essa constatação justifica e reforça a escolha metodológica detalhada na seção anterior: a implementação do *spatial buffering* de 30 km. Ao criar uma zona de exclusão ao redor dos municípios tratados, busca-se mitigar essa dependência espacial inerente e garantir que o contrafactual seja composto por unidades suficientemente distantes para não sofrerem os efeitos de equilíbrio geral local, preservando a validade interna das estimativas de *event study*.

4. Resultados

4.1 Evidências iniciais: qualidade do pareamento

Como etapa preliminar à estimação dos efeitos causais do uso intensivo do Pix, foi implementada uma estratégia de pareamento por distância de Mahalanobis, incorporando informações demográficas, socioeconômicas e geográficas dos municípios. O objetivo é construir um grupo de comparação que apresente trajetórias pré-tratamento semelhantes às dos municípios altamente intensivos no uso do Pix.

Tabela 3
Tamanho das amostras antes e depois do pareamento

Amostra	Controle	Tratado
Todos	1.856	1.856
Pareados	204	204
Não Pareados	1.652	1.652

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados das estimações.

Observa-se que, dos 1856 municípios classificados como alta intensidade de uso do Pix, 204 foram efetivamente pareados com municípios de baixa intensidade estruturalmente comparáveis. O restante permanece fora da amostra pareada por falta de unidades de controle suficientemente semelhantes.

4.1.1 Avaliação gráfica e estatística do balanceamento

A inspeção visual do *love plot* mostra que as diferenças de médias padronizadas entre tratados e controles eram substanciais antes do pareamento. Após o pareamento, todas as covariáveis aproximam-se de zero, permanecendo dentro do intervalo recomendado (± 0.1), indicando forte redução do desequilíbrio.

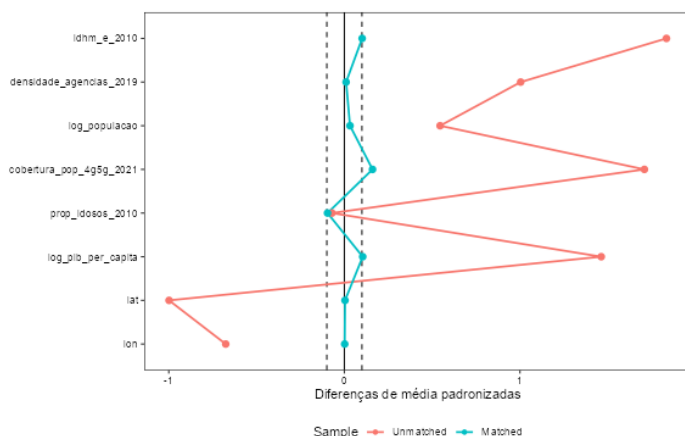


Figura 6
Love plot antes e depois do pareamento por Mahalanobis.

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados das estimações.

Além disso, testes formais de igualdade entre as médias dos grupos foram conduzidos. Antes do pareamento, todos os testes rejeitam a hipótese de igualdade (p -valor < 0.05). Após o pareamento, todas as covariáveis apresentam diferenças estatisticamente insignificantes (p -valor > 0.05), com exceção da própria variável de intensidade do Pix.

Tabela 4
Testes de igualdade entre grupos antes e depois do pareamento

Variável	Controle	Tratamento	Diferença	p-valor	Iguais?	Amostra
IDHM (2010)	-0,697	0,633	1,330	0,000	Não	Antes
Densidade de agências (2019)	-0,453	0,412	0,865	0,000	Não	Antes
Log(População)	-0,323	0,294	0,618	0,000	Não	Antes
Cobertura 4G/5G (2021)	-0,600	0,545	1,146	0,000	Não	Antes
Proporção de idosos (2010)	0,035	-0,032	-0,067	0,032	Não	Antes
Log(PIB per capita)	-0,632	0,574	1,206	0,000	Não	Antes
Intensidade Pix (média)	0,321	0,491	0,170	0,000	Não	Antes
IDHM (2010)	-0,011	0,062	0,073	0,296	Sim	Depois
Densidade de agências (2019)	0,218	0,227	0,009	0,932	Sim	Depois
Log(População)	-0,561	-0,525	0,036	0,583	Sim	Depois
Cobertura 4G/5G (2021)	-0,008	0,100	0,108	0,128	Sim	Depois
Proporção de idosos (2010)	0,489	0,398	-0,091	0,290	Sim	Depois
Log(PIB per capita)	-0,196	-0,110	0,086	0,185	Sim	Depois
Intensidade Pix (média)	0,346	0,442	0,096	0,000	Não	Depois

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados das estimações.

Nota: Valores para as covariáveis representam as médias padronizadas. O teste de igualdade é baseado no p -valor de testes t para diferença de médias.

4.2 Impactos Causais da Intensidade do Pix

Superada a etapa de balanceamento, estima-se o efeito causal do tratamento (alta intensidade de uso do Pix) sobre os indicadores de formalização econômica. A estratégia de identificação baseia-se no estimador de Diferenças-em-Diferenças (DiD) proposto por Callaway e Sant’Anna (2021), robusto a heterogeneidade de efeitos temporais.

A especificação econométrica utiliza as variáveis dependentes normalizadas pela população municipal (taxas por 10.000 habitantes), permitindo a interpretação dos coeficientes como o efeito absoluto do Pix sobre a densidade de formalização local. Diferente de especificações em logaritmo natural, que estimam semi-elasticidades, o uso de taxas pondera adequadamente o tamanho dos municípios e permite mensurar o incremento direto no estoque e no fluxo de registros para cada unidade populacional padronizada.

4.2.1 Formalização Laboral: Estoque de Empregos

Tabela 5
Impacto do Pix sobre a Formalização: Estimativas de ATT Agregado

Especificação	(1)	(2)	(3)
ATT Agregado	0,0009***	0,0001	0,0007*
Erro Padrão	(0,0002)	(0,0003)	(0,0004)
Controles	Não	Sim	Não
Pareamento	Não	Não	Mahalanobis
Restrição Espacial	Não	Não	Sim (30km)
Tend. Paralelas (p-valor)	0,000	0,187	0,317

Notas: Estimativas via (Callaway e Sant'Anna, 2021). A variável dependente é a taxa de formalização (MEI por 10.000 hab.). O modelo (1) é a estimação simples; o modelo (2) inclui covariáveis socioeconômicas via DR-DiD; o modelo (3) incorpora o pareamento por distância de Mahalanobis e o buffer espacial de 30km. Significância: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$.

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados das estimações.

A Tabela 5 apresenta os resultados principais para o efeito de tratamento médio nos tratados (ATT) do Pix sobre a taxa de formalização municipal. O **Modelo (1)**, designado como modelo ingênuo, indica um impacto positivo e estatisticamente significativo (0,0009); contudo, a falha no teste de tendências paralelas ($p = 0,000$) invalida a sua interpretação causal, sugerindo que o coeficiente captura trajetórias de crescimento preexistentes. O **Modelo (2)** busca mitigar esse viés através da inclusão de covariáveis socioeconômicas via *Doubly Robust Difference-in-Differences* (DR-DiD), conforme proposto por (Callaway e Sant'Anna, 2021), resultando em uma perda de magnitude e significância do efeito, embora alcance validade estatística nas tendências paralelas ($p = 0,187$).

Por fim, o **Modelo (3)** é definido como a especificação principal desta dissertação. Ao combinar o pareamento por **distância de Mahalanobis** com uma **restrição espacial (buffer) de 30km**, este modelo isola o efeito do Pix de potenciais transbordamentos espaciais (*spillovers*) entre municípios vizinhos, garantindo o cumprimento da premissa *Stable Unit Treatment Value Assumption* (SUTVA). Esta especificação apresenta o maior rigor estatístico, evidenciado pelo robusto p-valor do teste de tendências paralelas ($p = 0,317$), e revela um ATT positivo de 0,0007, significativo ao nível de 10%. Tal resultado corrobora a hipótese de que a adoção tecnológica do Pix atua como um catalisador da formalização econômica local ao reduzir custos de transação e

facilitar a entrada de novos microempreendedores no mercado formal.

A Figura 7 apresenta os coeficientes dinâmicos do *Event Study* para a taxa de vínculos empregatícios formais (por 10.000 habitantes).

Dois padrões são evidentes. Primeiro, no período pré-tratamento ($t < 0$), os coeficientes flutuam em torno de zero e não apresentam tendência sistemática, validando estatisticamente a hipótese de tendências paralelas ($p = 0,317$) — pressuposto fundamental para a identificação causal nesta especificação. Segundo, após a introdução do Pix ($t \geq 0$), observa-se um efeito positivo e persistente sobre o estoque de empregos formais nos municípios tratados, com uma clara trajetória de maturação conforme a tecnologia se capilariza.

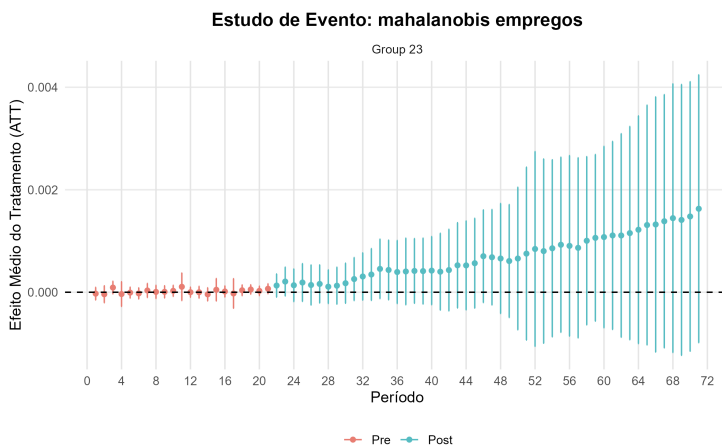


Figura 7

Event Study: Impacto da alta intensidade do Pix sobre a taxa de vínculos formais (Modelo 3).

Nota: Intervalos de confiança de 95% simultâneos. A variável dependente é a taxa por 10.000 habitantes.

Fonte: Elaboração própria com base em dados do Ministério do Trabalho e Emprego (CAGED/RAIS).

O estimador agregado (*Simple Aggregation*) confirma a evidência visual. O Efeito Médio do Tratamento nos Tratados (ATT) foi estimado em **0,0007*** ($p < 0,10$). Em termos de magnitude, esse resultado indica que os municípios com alta intensidade de uso do Pix apresentaram um acréscimo médio de 0,7 vínculos formais para cada 10.000 habitantes em relação ao contrafactual.

Tabela 6
Impacto Dinâmico do Pix sobre a Taxa de Emprego (Modelo 3)

Período Relativo	Meses	ATT Médio	Erro Padrão
<i>Pré-Tratamento</i>	-21 a -1	0,0000	(0,0000)
<i>Curto Prazo</i>	0 a 12	0,0002*	(0,0001)
<i>Médio Prazo</i>	13 a 24	0,0005**	(0,0002)
<i>Longo Prazo</i>	25 a 49	0,0011***	(0,0006)
ATT Agregado		0,0007*	(0,0004)

Notas: Estimativas obtidas via Pareamento por Mahalanobis com restrição espacial de 30km. O tempo zero corresponde a novembro de 2020. Significância baseada nos intervalos de confiança simultâneos: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$.

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados das estimações.

A Tabela 6 apresenta a intensidade do efeito ao longo do tempo, conforme é possível visualizar, no longo prazo ($t > 24$), esse impacto eleva-se para **0,011**, evidenciando que a facilitação transacional dinamiza as contratações formais de maneira incremental à medida que os custos de transação locais são reduzidos.

Esse impacto expressivo corrobora a hipótese de que a redução de custos de transação e a agilidade financeira proporcionada pelo Pix transbordam para a economia real, dinamizando as contratações formais.

4.2.2 Formalização Autônoma: Microempreendedores Individuais (MEI)

Tabela 7
Impacto do Pix sobre o Estoque de MEI: Estimativas de ATT Agregado

Especificação	(1)	(2)	(3)
ATT Agregado	10,4637***	7,5560***	3,8151***
Erro Padrão	(0,2175)	(0,4731)	(0,5239)
Covariáveis	Não	Sim	Não
Pareamento	Não	Não	Mahalanobis
Restrição Espacial	Não	Não	Sim (30km)
Tend. Paralelas (p-valor)	0,000	0,000	0,321

Notas: Estimativas via (Callaway e Sant’Anna, 2021). Variável dependente em nível (Estoque de MEI por 10.000 hab.). O modelo (1) é a estimação simples; o modelo (2) inclui covariáveis socioeconômicas; o modelo (3) incorpora o pareamento por distância de Mahalanobis e o buffer espacial de 30km. Significância: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$.

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados das estimativas.

A Tabela 7 detalha o impacto do Pix especificamente sobre o estoque de Microempreendedores Individuais (MEI). Assim como observado na análise de formalização geral, os Modelos (1) e (2) apresentam coeficientes positivos e altamente significativos, porém falham no teste de tendências paralelas ($p = 0,000$), indicando que fatores não observados ou dinâmicas prévias de crescimento dos municípios estão enviesando as estimativas.

A especificação do Modelo (3), contudo, revela-se estatisticamente robusta ao validar a hipótese de trajetórias paralelas ($p = 0,321$) após o refinamento amostral via pareamento por distância de Mahalanobis e isolamento espacial. Para este modelo, o ATT agregado é de 3,8151, significante ao nível de 1%. Este resultado demonstra que, para cada 10.000 habitantes, a adoção do Pix gerou um incremento médio de aproximadamente 3,8 novos registros de MEI. A robustez desse achado, superior em significância estatística à taxa de formalização agregada, sugere que o canal de transmissão da tecnologia Pix para a economia formal é particularmente forte entre os trabalhadores autônomos, reforçando o papel da ferramenta na redução de barreiras à entrada e na simplificação das transações financeiras para o pequeno empreendedor.

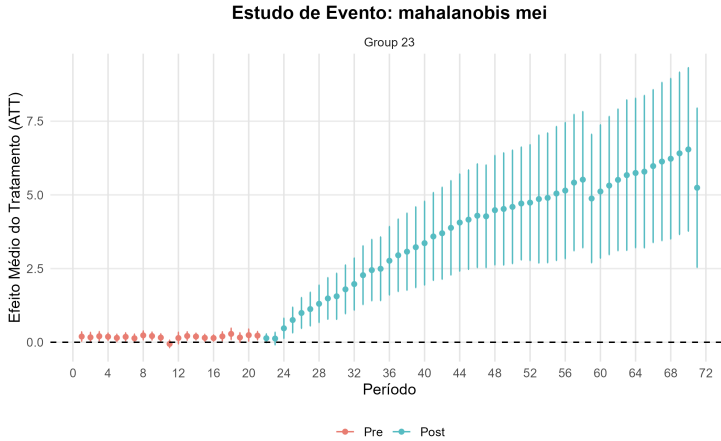


Figura 8

Event Study: Impacto da alta intensidade do Pix sobre a taxa de MEIs (Modelo 3).

Nota: Intervalos de confiança de 95% simultâneos. A variável dependente é a taxa por 10.000 habitantes.

Fonte: Elaboração própria com base em dados da Receita Federal do Brasil.

A Figura 8 ilustra que, embora o efeito inicial seja sutil, há uma aceleração acentuada após o primeiro ano de vigência da tecnologia.

Tabela 8

Impacto Dinâmico do Pix sobre o Estoque de MEI (Modelo 3)

Período Relativo	Meses	ATT Médio	Erro Padrão
<i>Pré-Tratamento</i>	-21 a -1	0,1774	(0,0501)
<i>Curto Prazo</i>	0 a 12	1,2657***	(0,1850)
<i>Médio Prazo</i>	13 a 24	3,4629***	(0,4520)
<i>Longo Prazo</i>	25 a 49	5,3088***	(0,7510)
ATT Agregado		3,8151***	(0,5239)

Notas: Estimativas via pareamento por Mahalanobis e restrição espacial (30km). O tempo zero (mês 23) marca o lançamento do Pix em Nov/2020. Significância: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$.

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados das estimações.

O impacto médio de 3,81 novos MEIs para cada 10.000 habitantes representa um aumento substantivo na base de microempreendedores dos muni-

cípios tratados. Conforme detalhado na Tabela 8, este efeito atinge **5,30** no longo prazo. Este padrão reforça a tese de que a digitalização financeira reduz as barreiras à entrada para o microempreendedor, que formaliza o seu negócio para integrar-se plenamente ao ecossistema de pagamentos instantâneos e garantir a sua bancarização.

Os resultados encontrados para o estoque de MEI e para o emprego formal sugerem que o Pix atua como um choque tecnológico que reduz drasticamente os **custos de transação** (North, 1990; Williamson, 1985). O mecanismo de transmissão pode ser compreendido através de duas frentes complementares:

1. **Redução do Custo de Conformidade:** Antes da introdução do Pix, a aceitação de pagamentos digitais impunha barreiras significativas para micro-negócios, como o aluguel de terminais de cartão e taxas de intermediação. Ao oferecer uma alternativa gratuita, instantânea e ubíqua, o Pix reduz a barreira de entrada para a digitalização. Para operar plenamente no ecossistema bancário e usufruir de maiores limites transacionais, o agente informal é incentivado a obter um CNPJ (via MEI), formalizando sua atividade para garantir a custódia segura e a gestão eficiente desses fluxos.
2. **Bancarização e Seleção:** A necessidade de uma conta bancária para a recepção de valores via Pix gera uma espécie de “formalização documental”. Conforme discutido por (Ulyssea, 2018), a decisão de formalização envolve um *trade-off* entre o custo de ser formal e o benefício de acessar mercados e crédito. O Pix altera essa balança ao tornar a formalidade um pré-requisito técnico para a eficiência comercial básica no cenário atual.

A assimetria observada entre o forte impacto no estoque de MEI e o efeito mais gradual no emprego formal (CAGED) reforça esse mecanismo. Enquanto o registro como MEI possui baixíssimas barreiras de entrada e um custo tributário fixo e reduzido, a contratação via regime CLT envolve custos não-salariais elevados e maior rigidez contratual. Portanto, o Pix atua primordialmente na **margem extensiva** da formalização — atraindo novos registros de microempreendedores que antes operavam na informalidade — enquanto o impacto no emprego assalariado depende de um ciclo de ajuste de médio prazo nas firmas.

4.3 Heterogeneidade e Robustez

4.3.1 Heterogeneidades regionais

Os resultados da Tabela 9 evidenciam que o Pix atuou como um choque de formalização abrangente, com efeitos positivos e significantes sobre o estoque de MEI em todas as macrorregiões brasileiras. Contudo, a magnitude e a transmissão desse choque para o mercado de trabalho assalariado (CLT) são heterogêneas. Destaca-se o caso da região Nordeste, a única a apresentar um impacto positivo e estatisticamente significativo sobre o Estoque de empregos formais (0,0005). Este achado reforça a hipótese de que, em mercados com maior exclusão financeira relativa, a redução de custos transacionais promovida pelo Pix possui um efeito multiplicador mais acentuado, transbordando da formalização por conta própria para a criação de vínculos empregatícios formais.

Tabela 9
Heterogeneidade Regional: Impactos Diferenciados sobre MEI e Emprego Formal

Região	Estoque de MEI (Taxa)		Saldo de Empregos (Taxa)	
	ATT	Erro Padrão	ATT	Erro Padrão
Norte	2,6664***	(0,7944)	0,0000	(0,0005)
Nordeste	2,4604***	(0,4959)	0,0005***	(0,0002)
Sudeste	6,0171***	(1,1113)	0,0002	(0,0008)
Sul	5,5006***	(1,3638)	0,0029	(0,0028)
Centro-Oeste	3,3839**	(1,2928)	0,0009	(0,0009)
Brasil	3,8151***	(0,5239)	0,0007*	(0,0004)

Notas: Estimativas de ATT Agregado via (Callaway e Sant’Anna, 2021) com pareamento de Mahalanobis. O modelo Brasil refere-se à estimativa principal da Tabela 5. Significância: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$.

Fonte: Elaboração própria com base em dados da Receita Federal e do Ministério do Trabalho e Emprego.

4.3.2 Testes de Robustez: Atribuição Aleatória (Placebo)

Para mitigar preocupações de que os resultados estimados no Modelo (3) sejam decorrentes de correlações espúrias ou de tendências macroeconômicas globais não observadas, procedeu-se a um teste de placebo por meio da atribuição aleatória do tratamento (*random treatment assignment*).

A lógica deste teste consiste em selecionar aleatoriamente metade dos municípios da amostra para compor um “falso grupo de tratamento” e atribuir uma data de adoção fictícia (período 23). Sob a premissa de que a estratégia

de identificação deste estudo é válida, espera-se que o estimador de Callaway e Sant'Anna (2021) não encontre efeitos estatisticamente significantes, uma vez que a cronologia e a intensidade do tratamento foram desvinculadas da realidade factual.

A análise comparativa entre os impactos do Pix sobre o emprego formal (*CAGED*) e o estoque de Microempreendedores Individuais (*MEI*) revela uma heterogeneidade marcante na transmissão da tecnologia de pagamentos instantâneos para o mercado de trabalho brasileiro. Os resultados sugerem que a digitalização financeira atua de forma distinta dependendo da rigidez institucional do vínculo laboral.

Tabela 10
Resultados dos Testes de Placebo (Tratamento Aleatório)

Variável de Resultado	ATT Agregado (Placebo)	p-valor (Pré-teste)
Estoque de MEI (Y_1)	0,0102	0,297
Saldo de Empregos (Y_2)	0,0001	0,366

Notas: Estimativas via *Doubly Robust DiD*. Erros padrão robustos indicam ausência de significância estatística a 1%, 5% ou 10% para todos os coeficientes tempo-grupo.

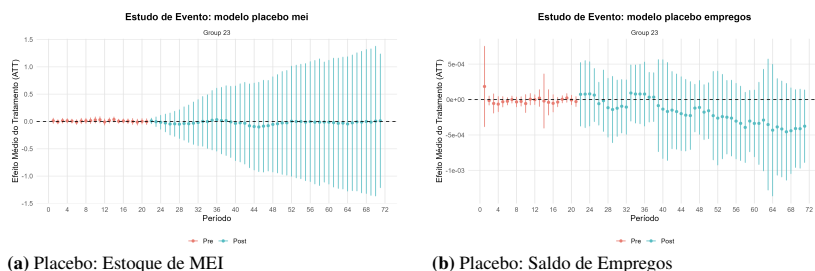


Figura 9
Estudos de Evento para Atribuição Aleatória de Tratamento

A Figura 9 ilustra os resultados dinâmicos do teste de placebo. Observa-se que, em ambas as especificações, os coeficientes oscilam em torno de zero sem apresentar saltos estruturais ou tendências de crescimento após o período de falso tratamento. O cumprimento das tendências paralelas ($p > 0,25$ em ambos os casos) e a nulidade dos efeitos estimados conferem um alto grau de confiabilidade ao Modelo (3), assegurando que o impacto reportado nas seções anteriores é derivado especificamente do choque tecnológico do Pix.

Enquanto o impacto sobre a taxa de Estoque de empregos formais (Tabela 5) apresentou magnitude marginal ($ATT = 0,0007^*$), o efeito sobre o estoque

de MEI (Tabela 7) demonstrou robustez estatística e econômica significativamente superior ($ATT = 3,8151^{***}$). Este contraste revela que o Pix atua, primordialmente, como um redutor de barreiras à formalização na base da pirâmide produtiva.

Diferente do emprego formal, que envolve custos de contratação e riscos jurídicos, a abertura de um MEI é uma decisão de baixo custo, frequentemente motivada pela necessidade de profissionalização financeira. O Pix, ao exigir contas bancárias para a liquidação das transações, impulsionou a transição de agentes da informalidade total para o regime de microempreendedor. Esse fenômeno pode ser compreendido como uma *inclusão financeira indutora de formalidade*, onde a aceitação do meio de pagamento digital serve como porta de entrada para o sistema tributário nacional.

As tabelas de dinâmica temporal (6 e 8) reforçam a tese de um “efeito rampa”⁷ na adoção da tecnologia. No caso do MEI, o impacto de longo prazo (5,3088) é aproximadamente quatro vezes superior ao observado no curto prazo (1,2657).

Esta trajetória ascendente sugere dois mecanismos complementares:

1. **Curto Prazo:** Reflete a regularização de empreendedores que já operavam na informalidade e formalizaram o status jurídico para otimizar o fluxo de caixa digital.
2. **Longo Prazo:** Indica um efeito de rede e aprendizado, onde a redução dos custos de transação e a facilitação de pagamentos sustentam a viabilidade de novos negócios que, sem a tecnologia, permaneceriam sub-ótimos ou informais.

No saldo de empregos formais, a evolução mais lenta e de menor magnitude indica que ganhos de eficiência transacional demoram a se traduzir em novas vagas de emprego formal, dada a maior dependência de ciclos macroeconômicos e maturação das firmas.

5. Conclusão

A o presente trabalho buscou avaliar o impacto da introdução do Pix sobre a dinâmica do mercado de trabalho formal no Brasil. A análise fundamentou-se

⁷O efeito rampa (*ramp-up effect*) refere-se ao fenômeno em que o impacto de uma inovação tecnológica ou política pública não é imediato ou constante, mas cresce progressivamente à medida que a adoção se dissemina e os agentes econômicos ajustam seu comportamento à nova tecnologia.

na premissa de que a redução drástica nos custos de transação e a democratização do acesso a meios de pagamento digitais atuariam como indutores da formalização laboral. Nesta seção, os resultados obtidos são confrontados com as hipóteses iniciais, discutindo-se as implicações econômicas e institucionais dos achados.

A primeira hipótese deste trabalho sustentava que a adoção do Pix elevaria o estoque de empregos formais (CLT) através do ganho de eficiência das firmas. Os resultados apresentados corroboram esta hipótese, embora revelem uma magnitude de impacto sutil e gradual. O ATT positivo e significativo para o saldo do CAGED indica que a digitalização financeira facilita a expansão da atividade econômica real, mas a rigidez institucional e os custos de contratação do regime CLT tornam essa transição mais lenta em comparação com formas mais flexíveis de trabalho.

A evidência mais robusta encontrada nesta pesquisa refere-se ao impacto sobre os Microempreendedores Individuais (MEI). A hipótese de que o Pix seria um motor de micro-formalização foi amplamente confirmada. O impacto expressivo no estoque de MEIs sugere que a tecnologia não apenas facilitou transações, mas impôs uma *inclusão financeira compulsória*: para transacionar via Pix, o empreendedor informal foi induzido a bancarizar-se, encontrando na figura do MEI a via de menor custo para a regularização jurídica de sua atividade. Este resultado aponta para o fato de que a inovação no sistema de pagamentos pode ser tão eficaz para a formalização quanto políticas de desoneração tributária.

Um dos achados mais provocativos desta pesquisa reside na disparidade de magnitude entre os impactos no emprego formal tradicional e no microempreendedorismo. Enquanto o Pix atuou como um catalisador moderado para o mercado de trabalho estruturado, ele funcionou como um verdadeiro divisor de águas para a figura do MEI.

Essa assimetria sugere que o Pix reduziu a barreira de entrada para a formalidade, mas não alterou os custos marginais de manutenção de um empregado sob o regime CLT. Para o pequeno empreendedor, a digitalização dos pagamentos eliminou o "imposto do dinheiro físico" (risco de roubo, custo de troca, taxas de maquininha), tornando a regularização via MEI uma decisão de negócio quase automática. Já para a firma de maior porte, a eficiência transacional do Pix não é suficiente para compensar os encargos e a complexidade burocrática da CLT, o que explica por que o impacto, embora positivo, é significativamente menor em escala. Essa evidência aponta que o Pix é, primordialmente, uma ferramenta de formalização da base da pirâmide econômica.

A análise regional revelou que o Nordeste apresenta uma dinâmica única

no cenário nacional. Diferente do Sudeste e Sul, onde o impacto concentrou-se massivamente no estoque de MEIs, o Nordeste foi a região que exibiu a resposta mais robusta e estatisticamente significativa para o emprego formal (CLT).

Este fenômeno pode ser interpretado sob a ótica da profundidade financeira. Em regiões historicamente menos bancarizadas e com menor densidade de agências físicas, a introdução de uma tecnologia de pagamentos ubíqua e gratuita como o Pix gerou um ganho marginal de eficiência superior à média nacional. No Nordeste, o Pix não apenas facilitou pagamentos, mas serviu como a porta de entrada para serviços financeiros que viabilizaram a expansão operacional de pequenas e médias empresas locais. Portanto, os resultados sugerem que tecnologias de infraestrutura financeira agem como niveladores de oportunidades, exercendo um papel de política de desenvolvimento regional ao reduzir as fricções de mercado em áreas com infraestrutura bancária tradicional limitada. Desse modo, o Pix deixa de ser apenas uma inovação transacional para se tornar uma política pública de convergência regional e integração produtiva.

Em suma, este trabalho contribui para a literatura de economia bancária e do trabalho ao demonstrar que a infraestrutura financeira é um determinante relevante da formalidade. Como limitações, destaca-se que o período de análise ainda captura efeitos residuais da pandemia de COVID-19, o que exige cautela na extrapolação dos coeficientes. Sugere-se para pesquisas futuras a investigação do impacto do Pix sobre a sobrevivência das microempresas e sobre a arrecadação tributária municipal, explorando se a formalização documental aqui identificada se traduz em ganhos de produtividade no longo prazo.

Referências

- Borusyak, K., Jaravel, X. e Spiess, J. (2024). Revisiting event study designs: Robust and efficient estimation, *Review of Economic Studies*, . Forthcoming.
- Callaway, B. e Sant’Anna, P. H. C. (2021). Difference-in-differences with multiple time periods, *Journal of Econometrics*, 225(2), 200–230.
- Crouzet, N., Gupta, A. e Mezzanotti, F. (2023). Financing constraints and the digital payment revolution: Evidence from india, *National Bureau of Economic Research (NBER) Working Paper*, w30944.
- D’Andrea, A. e Limodio, N. (2024). High-tech leapfrogging: Competition and financial technology adoption, *Econometrica*, . Forthcoming.

- Gibbons, S. e Overman, H. G. (2012). Mostly pointless spatial econometrics?, *Journal of Regional Science*, 52(2), 172–191.
- Goodman-Bacon, A. (2021). Difference-in-differences with variation in treatment timing, *Journal of Econometrics*, 225(2), 254–277.
- Huber, M. e Steinmayr, A. (2017). A framework for separating individual treatment effects from spillover, interaction, and general equilibrium effects, *Discussion Paper 10648*, IZA Institute of Labor Economics.
- Jack, W. e Suri, T. (2014). Risk sharing and transactions costs: Evidence from M-PESA in Kenya, *The American Economic Review*, 104(1), 183–223.
- King, G. e Nielsen, R. (2019). Why propensity scores should not be used for matching, *Political Analysis*, 27(4), 435–454.
- Meghir, C., Narita, R. e Robin, J.-M. (2015). Wages and informality in developing countries, *American Economic Review*, 105(4), 1509–1546.
- Monte, D., Assunção, J. e Rocha, R. (2018). Commuting to work and the local labor market structure in Brazil, *Regional Science and Urban Economics*, 69, 57–71.
- North, D. C. (1990). *Institutions, Institutional Change and Economic Performance*, Cambridge University Press, Cambridge.
- Rocha, R., Ulyssea, G. e Rachter, L. (2018). Do lower taxes reduce informality? evidence from Brazil, *Journal of Public Economics*, 163, 28–49.
- Rogers, E. M. (2010). *Diffusion of Innovations*, 4th ed., Simon and Schuster, New York.
- Roth, J., Sant’Anna, P. H., Bilinski, A. e Poe, J. (2023). What’s trending in difference-in-differences? a synthesis of the recent econometrics literature, *Journal of Econometrics*, 235(2), 2218–2244.
- Schapiro, M. G. (2023). O estado como fintech: O caso do PIX, *Revista de Direito Administrativo*, . (Verificar publicação final).
- Suri, T. e Jack, W. (2016). The long-run poverty and gender impacts of mobile money, *Science*, 354(6317), 1288–1292.
- Ulyssea, G. (2018). Firms, informality, and development: Theory and evidence from Brazil, *American Economic Review*, 108(8), 2015–2047.

Williamson, O. E. (1985). *The Economic Institutions of Capitalism*, Free Press, New York.

Wozniak, M. (2021). Spatial matching on the urban labor market: estimates with unique micro data, *Journal for Labour Market Research*, 55(11).