



Impacto do Programa Juntos pela Segurança – Uma avaliação preliminar

Hugo Medeiros

Júlia Nascimento Barrêto

Ricardo Luiz de Albuquerque Moreira Filho

hugoavmedeiros@gmail.com, juliabarreto@seplag.pe.gov.br,

ricardoluiz.moreira@seplag.pe.gov.br

RESEARCH ARTICLE

Annals of Data Analysis

<https://periodicos.ufpe.br/revistas/ADA/>

Submitted on: 12.12.2025.

Accepted on: 01.08.2026.

Published on: 01.08.2026.

Copyright © 2026 by author(s).

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License CC BY-NC-ND 4.0

<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/deed.en>



Resumo

A implementação de políticas públicas abrangentes e multifacetadas impõe desafios metodológicos de avaliação, sobretudo quando não há grupos de controle ou descontinuidades. Este estudo estima o impacto do Programa Juntos pela Segurança (JPS) sobre Mortes Violentas Intencionais (MVI) em Pernambuco por meio de um modelo de séries temporais estruturais bayesiano (BSTS), que combina tendência, sazonalidade e indicadores de controle. A inferência é feita via simulações com Cadeia de Markov Monte Carlo (MCMC), que geram amostras da distribuição posterior dos estados e parâmetros do modelo, permitindo estimar a trajetória contrafactual da série, calcular a probabilidade de a política ter produzido efeitos no indicador de interesse, bem como a direção e a magnitude do impacto. Foram conduzidos testes de sensibilidade com placebos, variações na janela de aprendizagem, no nível de informação a priori e com análise de quebras estruturais na série. Os resultados indicam evidências robustas de impacto da política, com efeito cumulativo de redução superior a 300 MVI. Para pesquisas futuras, considera-se ampliar a série de aprendizagem e incorporar novos indicadores de controle.

Palavras-chave

Avaliação de Impacto; Cadeia de Markov Monte Carlo; Estatística Bayesiana; Políticas Públicas; Segurança Pública

1. Introdução

O Brasil é considerado um dos países mais violentos do mundo. Segundo o Instituto de Economia e Paz (IEP), em um levantamento internacional de 2023, o país ocupa a posição de número 132 das 163 nações analisadas no ranking global da paz, estando categorizado como

“baixa segurança” junto com países que enfrentam guerras na atualidade. No mesmo ano, foram registrados mais de 37 mil homicídios dolosos no país, segundo o Mapa da Segurança Pública divulgado pelo Governo Federal. Apesar de apresentar uma redução de 3,31% em relação ao ano anterior, esse número ainda é considerado elevado, apresentando uma taxa de 18,53 mortes a cada 100 mil habitantes.

A população brasileira também percebe a criminalidade como um dos principais problemas enfrentados pelo país como pode ser percebido na pesquisa realizada pela Genial/Quaest e divulgada em Abril de 2025. Aproximadamente 29% dos entrevistados consideravam a criminalidade como o principal problema encontrado no Brasil – enquanto em dezembro de 2023 o valor era 10%. Embora a percepção da população nem sempre acompanhe a redução efetiva dos números que envolvem a criminalidade, ela continua sendo um elemento importante para analisar a opinião pública e reavaliar as estratégias adotadas nas políticas prioritárias. Essa sensação de insegurança na população é, inclusive, considerada como indicador fundamental para análise de eficiência policial (Mohor, 2007; Rolim & Pereira, 2022).

Diante desse cenário, o monitoramento dos principais indicadores e a avaliação da política de Segurança Pública se fazem necessários. Tais instrumentos se destacam como fundamentais para a produção de evidências robustas e úteis à gestão (Lima e Souza 2025). Apesar do intenso monitoramento da Segurança Pública já institucionalizado, as avaliações ainda não ocorrem de forma estruturada e sistemática (FGV CLEAR, 2025), o que limita a análise aprofundada dos reais impactos provocados pela política e a efetividade das atividades que são implementadas. Por esse motivo, a presente produção visa avaliar a atual política de segurança adotada no estado de Pernambuco: o Programa Juntos Pela Segurança (JPS).

Avaliar o impacto do Juntos pela Segurança (JPS) na redução da criminalidade, principalmente no que diz respeito à redução de Mortes Violentas Intencionais (MVI), não é uma tarefa trivial. Esse fator decorre, principalmente, da complexidade e desafios que envolvem a avaliação de uma política pública complexa, multifacetada e abrangente (Gertler et al 2018). Isso advém das dificuldades em estabelecer um grupo de tratamento e de controle, ou um espaço de descontinuidade, visto que a política é implementada em todo o Estado, com várias opções e vários níveis de tratamento, tornando desafiadora a localização de um contrafactual ou a comparação dos cenários com política implementada e sem política implementada. Além disso, apesar da existência de unidades de controle semelhantes, com estados com níveis de indicadores comparáveis aos de Pernambuco, ainda não apresentam o cenário ideal para a mensuração do impacto das ações implementadas devido às diferenças sociais, culturais, econômicas, dentre outras.

Diante desta lacuna, o presente trabalho visa contribuir com uma avaliação ex post do impacto da política pública no estado sobre o principal indicador de resultados da Segurança Pública, as MVI. Para que isso seja possível, foi criado um modelo de séries temporais estruturais bayesiano (BSTS), que combina tendência, sazonalidade e indicadores de controle. A inferência é feita via simulações com Cadeia de Markov Monte Carlo (MCMC), que geram amostras da distribuição posterior dos estados e parâmetros do modelo, permitindo estimar a trajetória contrafactual da série, calcular a probabilidade de a política ter produzido efeitos no indicador de interesse, bem como a direção e a magnitude do impacto. Após a modelagem, foram realizadas análises de sensibilidade com placebo, variações na janela de aprendizagem, variações no nível de informação a priori e análise de quebras estruturais na série. Todas as análises indicaram pela existência de impacto, em sentido negativo (o desejado) da política sobre o indicador de MVI.

Para uma melhor organização do texto, iniciamos apresentando o JPS; em seguida, discutimos o monitoramento e a avaliação de políticas públicas; passamos à metodologia de avaliação; aos

resultados da avaliação, incluindo discussão e análise de sensibilidade; e, finalmente, à discussão dos resultados.

2. O PROGRAMA JUNTOS PELA SEGURANÇA

O JPS é o Plano Estadual de Segurança Pública e Defesa Social formulado para os anos de 2023 a 2030. Seus objetivos envolvem a busca pela paz, prevenção a violência e combate a desigualdade em todo o estado de Pernambuco (Pernambuco 2023). Construída por meio do auxílio de especialistas e com consulta pública, o plano apoia-se em 5 pilares principais: 1) Prevenção da Violência e Redução da Desigualdade; 2) Atuação Conjunta com os Municípios e Instituições; 3) Enfrentamento ao Crime Organizado e Tráfico de Drogas; 4) Articulação com o Sistema de Justiça e; 5) Ampliação e Requalificação dos Sistema Prisional e Socioeducativo. Tal política substituiu o até então em vigor Pacto Pela Vida (PPV) que propôs ações para, principalmente, reduzir as mortes violentas letais e intencionais, ou seja, os crimes contra a vida. Em resumo, levando em conta apenas esse indicador, seu desempenho foi considerado satisfatório nos primeiros anos de implementação, apresentando uma redução no número de mortes em 17,3% nos anos de 2007 a 2011 (Neto et al. 2014), mas com certa perda de eficácia nos últimos anos em que ainda estava em vigor como observado nos dados oficiais da Secretaria de Defesa Social (SDS).

Visando a retomada na redução dos números relacionados à criminalidade do estado, o JPS foi implementado (Brasil 2023). Com a sua implantação completa sendo realizada a partir de dezembro de 2023, mantendo parte das ações encontradas no antigo programa implementado em Pernambuco, o Pacto Pela Vida (PPV), mas também propondo novas. Entre as principais metas estabelecidas está a de reduzir em 30% os números de homicídios até o ano de 2026.

No documento há um conjunto de indicadores voltados para a mensuração das ações que visam à prevenção, repressão e ressocialização dos indivíduos. Tais indicadores envolvem desde crimes contra a vida como as MVI até Crimes Violentos contra o Patrimônio (CVP). Além disso, um ponto fundamental foi a inclusão de novos indicadores de resultado em relação às políticas adotadas anteriormente, como os de Violência Contra a Mulher (VCM).

O monitoramento e avaliação desses números faz-se necessário visando não somente um melhor acompanhamento, mas também a avaliação e adaptação das ações adotadas, sendo possível a tomada de decisão baseada em evidências e uma gestão voltada para os resultados. No JPS, os indicadores são observados diariamente e, somado a isso, há reuniões periódicas que são realizadas para analisar o desempenho em relação às metas, acompanhar o andamento das iniciativas e repassar demandas às secretarias do governo responsáveis pela execução das ações. Porém, há ainda uma lacuna no que tange ao processo de avaliação dos impactos produzidos por tais iniciativas.

3. MONITORAMENTO E AVALIAÇÃO DE POLÍTICAS DE SEGURANÇA PÚBLICA

Monitorar e avaliar são partes essenciais do chamado Ciclo de Políticas Públicas (Howlett, Ramesh & Perl 2013), dialogando diretamente com os sentidos concretos da política pública (Frey 2000) e devem estar presentes ao longo de todos os processos que o compreendem (Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada – IPEA 2018a, 2018b), servindo como subsídio para o (re)planejamento e a tomada de decisão.

O monitoramento envolve o acompanhamento contínuo da implementação de determinada política ou ação governamental (Vaitsman, Rodrigues, Paes-Souza, 2006), com foco seu desempenho imediato e em seus efeitos diretos (Souza, Loreto, 2021), produzindo informações

úteis de forma contínua (Rogger, Schuster, 2023). É desenhado com ênfase na segmentação dos dados nas dimensões espacial, temporal e de unidades de gestão, com o objetivo de analisar os dados e os indicadores de forma rápida e integrada, em diferentes recortes de interesse, percebendo fragilidades e limitações nas políticas públicas, para ajuste do curso de ação e planejamento de intervenções (Cardoso Júnior, 2015).

A avaliação foca na lógica de intervenção e impactos gerados. Tem por característica principal a realização de análise mais metódicas e detalhadas, porém mais pontuais (Souza, Loreto, 2021), com técnicas específicas focadas em reduzir viés e isolar efeitos (Gertler et al, 2018). Essas técnicas permitam depurar as relações entre os indicadores, perceber mecanismos de influência e causação, bem como capturar mudanças relevantes no comportamento dos indicadores ao longo do tempo (Vaitsman, Rodrigues, Paes-Souza, 2006), de modo a planejar, selecionar e modelar intervenções (Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada – IPEA, 2018a), ou para observar se as intervenções alcançaram os resultados e impactos esperados (IPEA, 2018b). Quando combinados, é possível não somente entender o que está funcionando, mas também propor eventuais ajustes necessários (Lima e Souza 2025).

De modo geral, há dois tipos de análise que podem ser incorporadas ao processo de avaliação de uma política, o *ex ante*, antes da implementação, e *ex post*, depois da implementação (IPEA 2018a, 2018b). Enquanto a primeira se preocupa mais com o desenho da política em si, junto com os diagnósticos, necessidades e projeções dos impactos esperados, a segunda se detém sobre a avaliação dos resultados, impacto e custo-benefício (Gertler et al, 2018; IPEA, 2018a, 2018b; Lima e Souza 2025).

A avaliação de uma Política Pública é fundamental para direcionar e redirecionar as decisões e ações a serem tomadas. Em uma Avaliação de Resultados, por exemplo, há o estudo exploratório dos indicadores de resultado que se espera de determinada política, a partir do mapeamento dos elementos que favorecem ou desfavorecem as metas estabelecidas, revisões são realizadas com o objetivo de melhorar aquilo que é entregue para o usuário final (IPEA 2018a).

No processo de avaliação dos resultados, a definição de referências que evidenciam o sucesso da política é fundamental. Há três possibilidades de comparação: 1) comparar a mesma política ao longo do tempo; 2) comparar a mesma política em diferentes locais e; 3) comparar a política com outras semelhantes (IPEA 2018a). Esse tipo de avaliação se assemelha a um monitoramento, podendo ampliar para uma análise da população beneficiada (IPEA 2018a). Por esse motivo, visa verificar se as metas foram ou não alcançadas e não analisar se tais metas irão impactar ou já impactaram o público-alvo. Com isso, estabelece uma relação de correlação (mensura a interdependência entre duas variáveis) e não infere causalidade (IPEA 2018a).

Para admitir casualidade, é preciso proceder a uma avaliação de impacto. Nesse processo, buscamos a localização de um contrafactual, ou seja, de uma forma de analisar a política a partir do que teria acontecido caso ela não tivesse sido implementada (Gertler et al 2018; IPEA 2018b). É evidente que afirmar que X é a causa de Y não é uma tarefa trivial, uma vez que não temos como isolar plenamente efeitos ou estabelecer contrafactuais perfeitos, já que, no espaço real a política existe, tentando, inclusive, a gerar efeitos como transbordamento, cumprimento parcial, atrito, dentre outros (Gertler et al 2018).

Contudo, de acordo com a literatura sobre o tema (Gertler et al 2018; IPEA 2018 b) é possível estabelecer um contrafactual aceitável a partir da identificação de uma unidade ou de um grupo de controle válido, com “as mesmas características, em média, que o grupo de tratamento na ausência do programa, (2) não é afetado pelo programa, e (3) reagiria ao programa da mesma forma que o grupo de tratamento caso recebesse” (Gertler et al 2018, 59).

Realizar estudos e pesquisas nas áreas que envolvem o ser humano e suas relações apresenta uma maior complexidade do que aquelas que envolvem experimentos em laboratórios, visto

que o ambiente consegue ser melhor controlado nesse do que naquele. Nesse sentido, é difícil conseguir utilizar métodos experimentais, nos quais uma seleção aleatorizada bem feita pode possibilitar a formação de um grupo de controle (que será o contrafactual desejado) e de tratamento com características similares, sendo assim um método de referência (Gertler et al 2018; IPEA 2018b). Dessa maneira, qualquer diferença observada entre esses dois grupos pode ser considerada como proveniente da intervenção aplicada.

No caso, de estudos sociais, é mais comum a utilização de métodos não experimentais, com a construção de estratégias alternativas de estimativa do contrafactual. Nesses casos, a técnica mais comumente utilizada é a diferença em diferença (dif. em dif.), que consiste na comparação antes e depois da implementação da política, de grupos de tratados e não tratados, com igualdade de tendências. Além da alternativa mais básica de dif. em dif., é usar técnicas como *pareamento* para encontrar, dentro dos não tratados, o melhor grupo de controle válido a partir da proximidade entre unidades tratadas e não tratadas; quanto usar a *descontinuidade* da política (como, p.e. a separação espacial ou o ponto de corte de seleção dos tratados) para identificar grupos válidos de controle; ou criar grupos válidos de controle *sintético* para perceber como as coisas poderiam ter acontecido sem a implementação da política (Gertler et al 2018; IPEA 2018b).

A implementação desses métodos é necessária para que a avaliação seja realizada e, dessa forma, seja possível o processo de tomada de decisões, estruturação e reestruturação das rotas a serem seguidas. Contudo, observar os efeitos e mensurar os impactos em contextos que envolvem a sociedade é sempre um desafio pela dificuldade de controlar as variáveis e isolar efeitos, principalmente no que tange à Segurança Pública. Esse fator é causado, principalmente, pelos inúmeros fatores que influenciam ou podem vir a influenciar o aumento ou redução nos índices de criminalidade, além de aspectos de simultaneidade, como a tendência à alocação de efetivo em locais com maiores indicadores de criminalidade. Tudo isso demanda ainda mais utilização de bons desenhos de avaliação e a utilização de técnicas estatísticas robustas para o isolamento do efeito esperado.

A literatura relacionada à Segurança Pública se voltou, principalmente, para a análise das relações existentes entre os índices de criminalidade com fatores socioeconômicos. Além disso, eventos que venham a ocorrer no âmbito da vida de um indivíduo também foram estudados visto que podem promover mudanças comportamentais e gerar a desistência da prática de um ato criminoso, podendo, dessa maneira, gerar uma redução na criminalidade (Rolim 2018). Como exemplo, tem-se uma visão de que incentivos econômicos somados ao fato do indivíduo não ter “nada a perder” podem ser catalisadores para o cometimento de atos criminosos (Hirschleifer 1999).

Em um estudo realizado em 2013, Kahn analisou as possíveis causas para a queda da criminalidade no Sudeste e o aumento no Norte e Nordeste. Para ele, o nível de criminalidade é “uma combinação de fatores convergentes, tais como número de ofensores motivados, grau de controle social e fatores de oportunidade” (Kahn 2013, p.153). Ainda segundo o autor, as motivações do ofensor giram em torno de elementos como a insatisfação com o desemprego e desigualdade de renda que se unem à oportunidade de ganhos com o crime para que o ato criminoso venha a ocorrer, o que explicaria o contraste entre as regiões no intervalo de tempo analisado.

A pobreza é um fator primordial para a análise dos crimes contra a vida, enquanto as oportunidades de cometimento do ato estão mais ligadas aos crimes contra o patrimônio (Dijk 2012). Por esse motivo, Kahn (2013) afirma que a criminalidade no Brasil é fruto do desenvolvimento e da miséria visto que o primeiro, quando ocorre de forma desordenada, auxilia na desigualdade e marginalização. Devido às diferenças regionais e de contextos sociais, observou-se no intervalo de tempo analisado, a queda no número de homicídios no

Sudeste em contrapartida com o aumento de crimes relacionados ao patrimônio no Norte e Nordeste.

Em suma, se percebe a complexidade das variáveis que envolvem e intervêm na prática de atos criminosos e, por essa razão, a presente produção foca no principal indicador utilizado para medir o nível de segurança de um determinado local, que é o crime contra a vida consumado.

4. METODOLOGIA

O monitoramento faz parte da rotina de acompanhamento da política pública do JPS, mas a avaliação sistemática de seu impacto ainda não foi realizada. Apesar de fundamental para o alinhamento na observação do desempenho e comportamento dos indicadores de determinada política analisada em dado período de tempo, o processo de monitoramento não permite responder à pergunta central que envolve a implementação de dada política pública: qual foi o seu impacto?

Dessa forma, o presente trabalho visa avaliar de forma preliminar e ex post os resultados e impacto das ações implementadas na Política do Juntos pela Segurança. A mensuração de determinado impacto ocasionado por uma política não é tarefa fácil diante da dificuldade do estabelecimento de grupos de tratamento e controle em avaliações de políticas públicas. Tal complexidade é ainda mais presente em políticas relacionadas a área de Segurança, visto que são implementadas de forma abrangente, afetando todo o território, ou seja, o estado como um todo, com diferentes níveis e opções de tratamento. Esse fator dificulta a criação de grupos de tratamento e de controle para fins de comparação, já que todos os municípios seriam expostos às intervenções, mesmo que em diferentes proporções.

Além disso, a comparação com outros estados também é dificultada uma vez que cada unidade federativa possui uma realidade singular envolvendo seus próprios fatores sociais, econômicos, culturais e institucionais. Tais particularidades influenciam de forma diferente os índices de criminalidade, atuação das forças policiais e alocação de recursos, comprometendo a comparação e impossibilitando a mensuração do impacto de dada política. Com isso, o controle de variáveis e isolamento dos efeitos de interesse requer a utilização de outras metodologias mais sofisticadas e robustas capazes de lidar com essas limitações e isolar de forma satisfatória os efeitos que são atribuídos à política implementada.

Embora exista uma literatura bastante relevante de avaliação das políticas estaduais de segurança em Pernambuco com controle sintético (Silveira Neto et al 2022; Araújo & Costa, 2024), ou com uso de dif. em dif. com descontinuidade (Rosa, Bruce & Sarellas 2022), nós entendemos que além de esses estudos terem sido voltados para a política pública anterior, eles estão sujeitos a limitações de controle semelhantes às reportadas por Brodersen et al (2015), uma vez que utilizam ou a) dif. em dif. tradicional, reduzindo a capacidade de tratar os componentes temporais das séries de indicadores, ou b) controles sintéticos a partir de características de unidades externas.

É importante notar ainda que a utilização de modelos de modelo de séries temporais estruturais bayesiano (BSTS) vem sendo realizada com algum sucesso em pesquisas sobre criminalidade, como a de Dorsett (2021). Por fim, devemos dizer que, quando comparado com outras alternativas, como séries temporais interrompidas (*interrupted time series* – ITS) (Zeileis et al 2002, 2003), BSTS mostra-se mais robusto quando estão disponíveis boas covariáveis, bem como quando possuímos mais elementos de incerteza, como sazonalidade e autocorrelação (Gianacas et al 2023).

Na presente avaliação, utilizou-se um modelo de séries temporais estruturais bayesiano (BSTS), conforme proposto por Brodersen et al. (2015). O modelo é formulado em espaço de estados a partir de duas equações:

$$y_t = Z_t^T \alpha_t + \varepsilon_t$$

$$\alpha_{t+1} = T_t \alpha_t + R_t \eta_t$$

Na equação de observação, y_t é o valor do indicador observado no tempo t , Z_t^T é o vetor de saída, α_t é o vetor de estado latente, e ε_t é o erro de observação. Na equação de estados, T_t é a matriz de transição dos estados de um período para o próximo, R_t é a matriz de controle, e η_t é o erro do sistema. Essa formulação permite incorporar componentes como tendência local linear, sazonalidade e covariáveis explicativas.

A inferência dos parâmetros do modelo e dos estados latentes foi realizada por meio de simulações via Cadeia de Markov Monte Carlo (MCMC), que geram amostras da distribuição posterior (Brodersen et al. 2015; Dorsett 2021). A partir dessas amostras, é construída a trajetória contrafactual da série — ou seja, uma estimativa de como ela teria evoluído na ausência da intervenção. A comparação entre a série observada e essa distribuição contrafactual permite calcular a probabilidade de impacto da política, bem como sua direção e magnitude. Por fim, foram conduzidas análises de sensibilidade, incluindo placebos, variações na janela de aprendizagem e nos níveis de informação a priori e análise de quebras estruturais na série, a fim de avaliar a robustez dos resultados.

A implementação do modelo e a inferência foram realizadas no R por meio do pacote CausalImpact (Brodersen et al., 2015), disponível no CRAN¹. tomou-se como referência de período pré, janeiro/2022 até dezembro/2023, e como período pós implementação, janeiro/2024 até julho/2025, de modo a bem definir momento em que houve a intervenção. Foram realizadas um total de 40.000 (quarenta mil) simulações MCMC, com especificação de sazonalidade 12 meses, nível de conhecimento a priori sobre a volatilidade dos dados de 0.01 (conforme sugerido na documentação). As variáveis foram padronizadas para evitar problemas de escala e melhorar a convergência das simulações. A tabela abaixo resume a modelagem

Tabela 1. Quadro resumo dos parâmetros do modelo.

Parâmetro	Descrição	Valor
pre.period	Período pré-intervenção	Janeiro de 2022 a dezembro de 2023
post.periodo	Período pós-intervenção	Janeiro de 2024 a julho de 2025.
niter	Total de amostras MCMC	40.000
nseasons	Sazonalidade de série mensal	12
standardize.data	Padronização das variáveis	TRUE
prior.level.sd	Conhecimento a priori sobre a volatilidade dos dados	0,01

Fonte 1. Elaboração dos autores (2025).

Nesta avaliação, foram utilizados os dados do indicador de resultados Mortes Violentas Intencionais (MVI) que ocorreram no estado de Pernambuco. Tal indicador engloba os homicídios, feminicídios, latrocínios e lesões seguidas de morte. Outras variáveis consideradas importantes foram inseridas no modelo, tais como: famílias e pessoas inscritas no CadÚnico e número de empregos, este último obtido na base de dados no Cadastro Geral de Empregados e Desempregados (CAGED), devido a importância que se atribui aos fatores econômicos na incidência da criminalidade em dada região. As variáveis utilizadas na análise podem ser observadas abaixo:

¹ <https://cran.r-project.org/web/packages/CausalImpact/index.html>.

Tabela 2. Quadro resumo das variáveis utilizadas no modelo.

Variável	Tipo	Valores	Fonte
VD – Mortes Violentas Intencionais (MVI)	Discreta	Números inteiros	Secretaria de Defesa Social (SDS).
VI – Saldo de Empregos	Discreta	Números inteiros	Cadastro Único para Programas Sociais (CADÚNICO).
VI - Famílias cadastradas no CadÚnico	Discreta	Números inteiros	Cadastro Geral de Empregados e Desempregados (CAGED).

Fonte 2. Elaboração dos autores (2025).

5. RESULTADOS DA AVALIAÇÃO

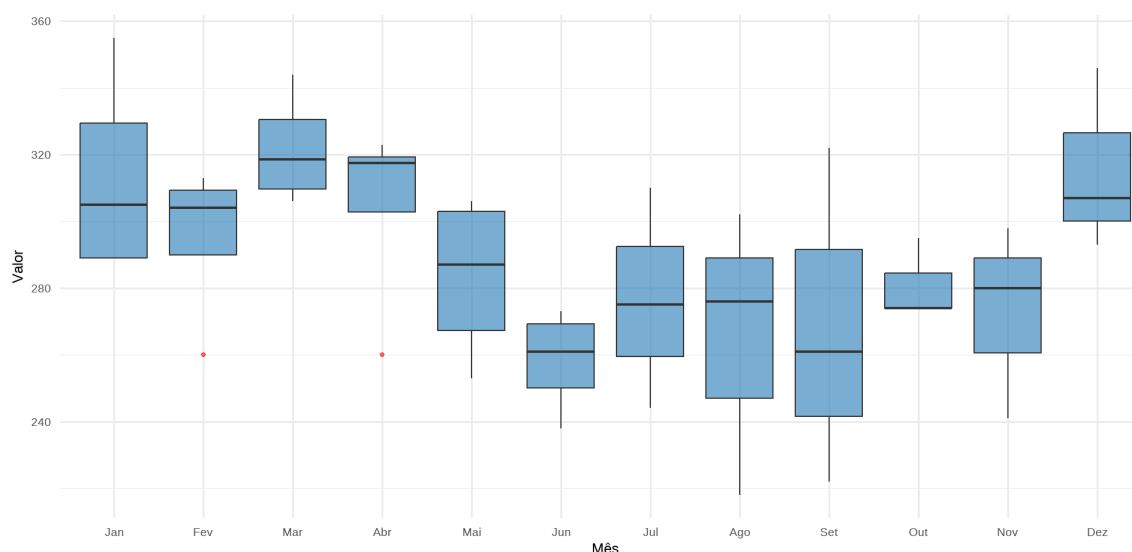
5.1. As variáveis

Para a construção do modelo, foram utilizadas, além da variável principal de MVI (dependente), variáveis independentes de cunho socioeconômico como a quantidade de famílias de baixa renda e o saldo de empregos para determinado mês e ano. Isso se dá pela importância atribuída na literatura dos fatores sociais e econômicos sob a incidência de criminalidade em dada área e é fundamental para verificar se as mudanças ocorridas na redução desse principal indicador foram realmente ocasionadas pela implementação do JPS.

No caso da série de MVI, foi escolhido como período pré a janela entre janeiro de 2022 e dezembro de 2023 por dois motivos: 1) o limite superior, obviamente, está relacionado com a implementação da política pública no final de 2023; e 2) já o limite inferior foi escolhido para que tivéssemos 1 ano da série na gestão anterior à atual (2022) 1 ano da série anterior à intervenção, mas com a gestão atual (2023). Entendemos que essa escolha produz um período pré grande o suficiente para conhecer a série, especialmente em relação a sua sazonalidade, sem comprometer o nível de informação a priori com dinâmicas muito distintas.

Nesse sentido, é muito importante analisar se a série de MVI possui sazonalidade, uma vez que esse componente é um daqueles que influencia a escolha por modelos BSTS, no lugar de modelos ITS (Gianacas et al 2023), necessitando ser incorporado à modelagem, se presente. Para isso, nós utilizamos uma exploração gráfica com box plots dos meses.

Figura 1. Análise de Sazonalidade – caixas mensais dos valores do indicador MVI.

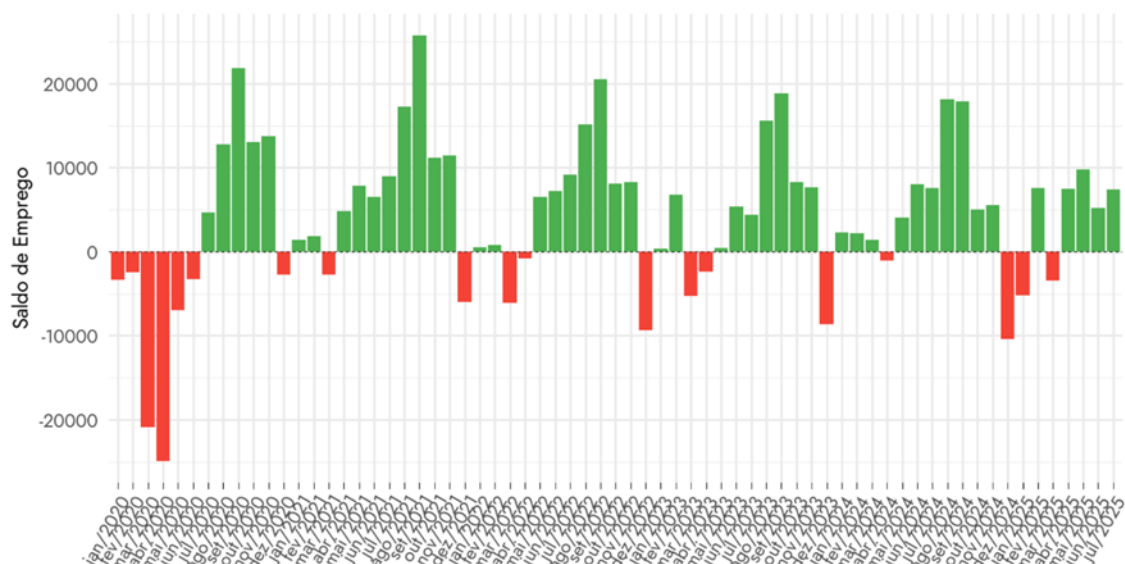


Fonte 3. Elaboração dos autores (2025).

Como podemos observar, existem indicativos suficientes de sazonalidade na série, que apresenta valores consideravelmente mais baixos ou mais altos de acordo com o mês em análise.

O saldo de empregos em Pernambuco apresentou, em sua maioria, números positivos ao longo dos meses como pode ser observado no Gráfico 2. Entre dezembro de 2023 e julho de 2025, por exemplo, o saldo se manteve positivo em 15 dos 20 meses analisados, revelando um desempenho favorável do mercado de trabalho local, ainda que com algumas quedas pontuais em meses específicos. Esse comportamento é um indicativo favorável para a situação econômica do estado.

Figura 2. Saldo Mensal de Empregos em Pernambuco.

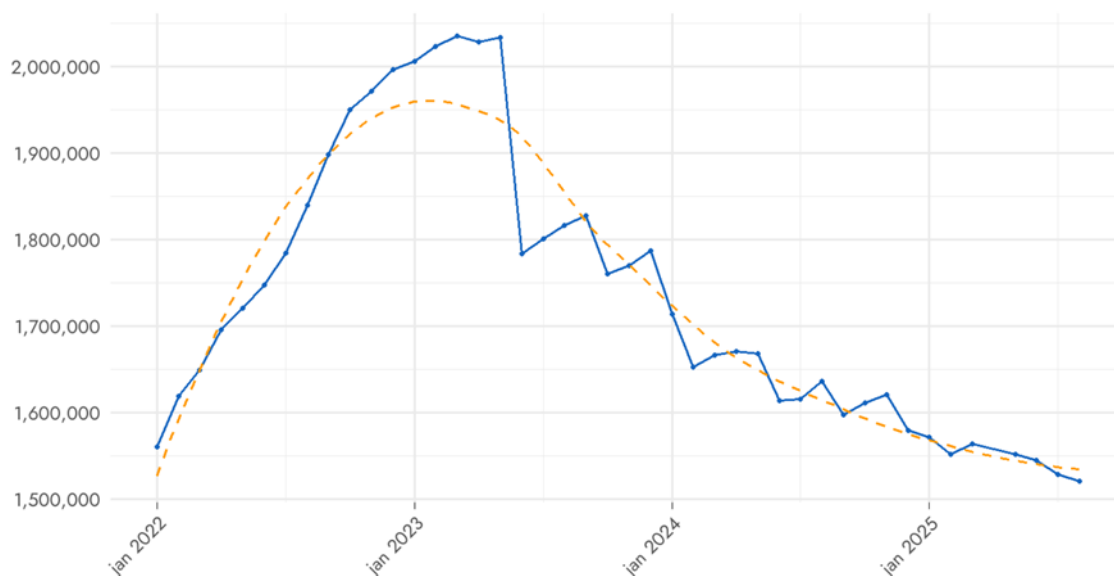


Fonte 4. Elaboração dos autores (2025).

O Cadastro Único (CadÚnico), ferramenta essencial para identificar e entender as condições de vida das famílias brasileiras de baixa renda, apresentou um crescimento notável no número de registros entre 2022 e o início de 2024. A partir de 2024, no entanto, a tendência se inverteu,

mostrando uma queda no número de famílias cadastradas, com pequenas variações mensais, conforme ilustrado no gráfico 3. Essa redução pode sugerir que mais famílias saíram da situação de vulnerabilidade e pobreza, apresentando-se como um sinal positivo para a melhoria da condição socioeconômica do estado.

Figura 3. Famílias cadastradas no CadÚnico em situação de pobreza



Fonte 5. Elaboração dos autores (2025).

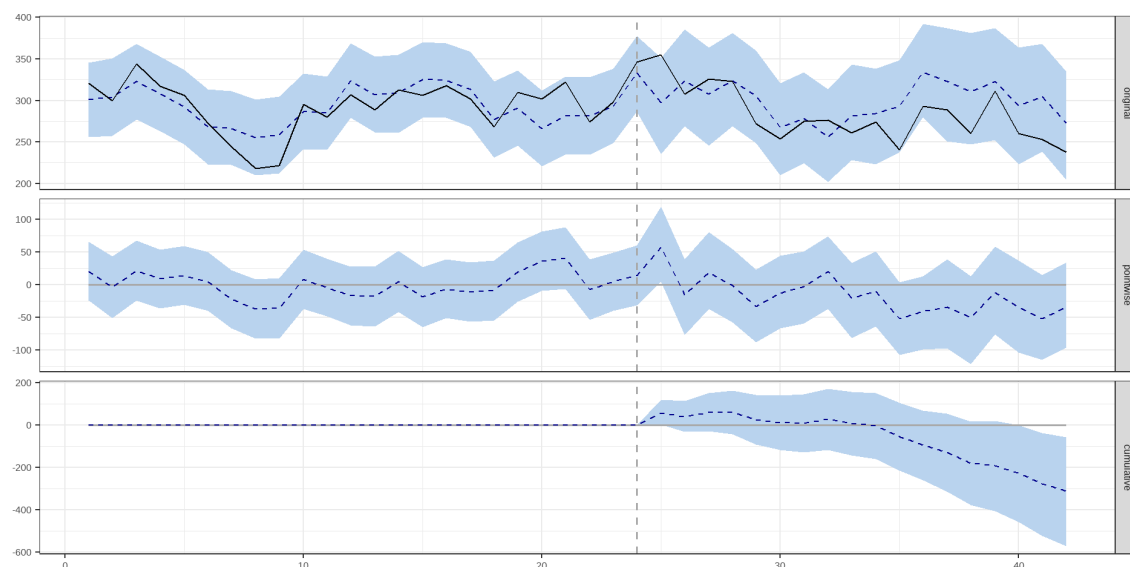
A importância que as variáveis socioeconômicas possuíram para a explicação da dependente também podem ser analisadas. De modo geral, para a realização do diagnóstico do modelo, se os coeficientes forem próximos de zero e não significativos, os preditores não contribuíram. Na análise, tanto o saldo de empregos quanto o de famílias cadastradas no CadÚnico foram consideradas como relevantes, chegando ao número 1, indicando que ambas as variáveis foram sempre incluídas nos modelos prováveis. O saldo de empregos possuiu um coeficiente positivo, ou seja, quando controlados pelo número de cadastros do CadÚnico, ele passa a se associar positivamente ao MVI. Quando o inverso ocorre, o número de cadastros tem um coeficiente negativo, se associando negativamente ao MVI. O intercepto (constante), por sua vez, obteve o valor zerado visto que a variável dependente é bem explicada pelas independentes.

Para compreender a qualidade do ajuste no período pré-intervenção, foram analisadas as correlações isoladas entre as variáveis no período pré-intervenção, percebe-se que o saldo de empregos possui uma correlação considerada negativa moderada (-0,57) com o número de MVI, ou seja, esse último tende a cair quando o saldo de empregos aumenta. No que tange ao número de famílias cadastradas no CadÚnico, a correlação é positiva moderada (0,61) indicando que quanto maior a quantidade de famílias em baixa renda, maior o número de MVIs. Por último, quando as duas variáveis socioeconômicas são correlacionadas, há uma correlação fraca (-0,25), não sendo muito colineares. Além disso, ao calcular o coeficiente de determinação (R-quadrado), que mede o quão bem o modelo se ajusta aos dados, obteve-se um valor de 0.8435, ou seja, 84,35% da variação da variável dependente é explicada pelas independentes.

5.2. O impacto

Como pode ser observado, o modelo estima qual teria sido o comportamento do MVI caso não tivesse a intervenção do Juntos Pela Segurança, utilizando as covariáveis e o histórico antes da implementação, conforme representado no gráfico abaixo.

Figura 4. Representação gráfica do modelo com valores observados, contrafactual, efeito pontual e efeito cumulativo.



Fonte 6. Elaboração dos autores (2025).

Como observamos no gráfico, a linha pontilhada azul na primeira pista (original) indica o contrafactual estimado, com seu respectivo intervalo de confiança. A representação gráfica indica resultados consistentes abaixo do contrafactual estimado, como se resume na pista 2 (pointwise), com as variações pontuais entre os resultados observados e o controle. Finalmente, a pista 3 (cumulative) apresenta o valor acumulado ao longo do tempo, acelerando no período mais recente. A tabela a seguir apresenta a saída em formato numérico.

Tabela 3. Quadro resumo das estatísticas do modelo.

Parâmetro	Média	Cumulativo
Real	282	5069
Contrafactual	299 (7,3)	5381 (130,6)
Intervalo de Confiança (95%)	[285; 313]	[5126; 5641]
Efeito Absoluto	-17 (7,3)	-312 (130,6)
Intervalo de Confiança (95%)	[-32; -3,2]	[-572; -57,2]
Efeito Relativo	-5,8% (2,3%)	
Intervalo de Confiança (95%)	[-10%; -1,1%]	
p-valor	0.00778	
Probabilidade de efeito causal	99,2224%	

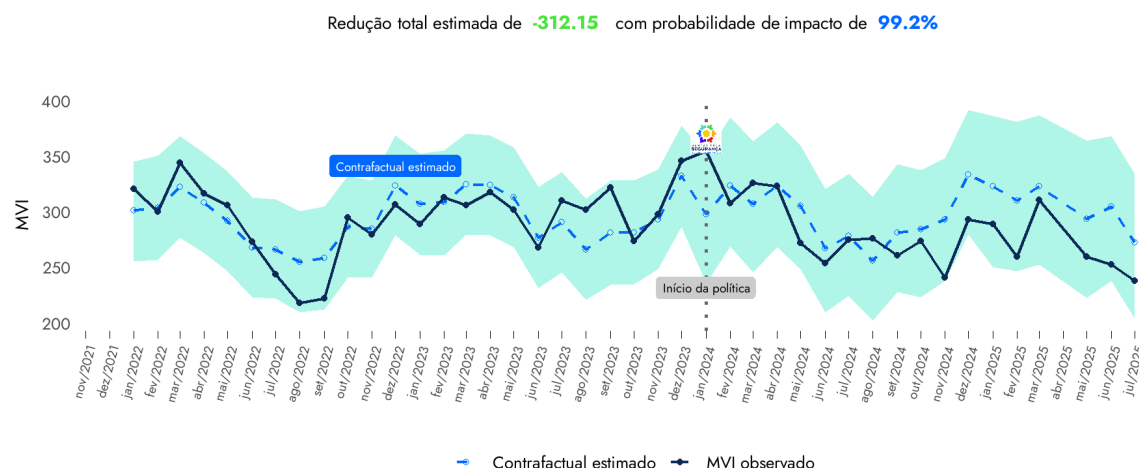
Fonte 7. Elaboração dos autores (2025).

No período pós-intervenção, o valor médio de MVI ficou em aproximadamente 282, contrastando com 299 do contrafactual estimado, apresentando, dessa forma, um efeito de -17 ocorrências mensais, e uma redução relativa de -5,8%. Devido ao intervalo de credibilidade de 95% ser [-32; -3,2] a queda pode ser considerada como estatisticamente significativa e por

não ter incluído o número zero, conclui-se que a intervenção teve um efeito causal na variável de resposta, com uma probabilidade de impacto de 99,5%.

Portanto, a probabilidade de o resultado ter ocorrido ao acaso foi muito baixa, podendo, dessa forma, considerar que o efeito negativo no período de intervenção e o efeito causal são estatisticamente significativos. O efeito causal absoluto foi de -312,15. Isso significa que, somando todos os meses do período pós-intervenção, o número de MVI ficou 312 abaixo do que seria esperado caso o Juntos Pela Segurança não tivesse sido implementado. Finalmente, o gráfico a seguir oferece uma representação resumida e executiva dos efeitos observados

Figura 5. Representação gráfica executiva da avaliação.



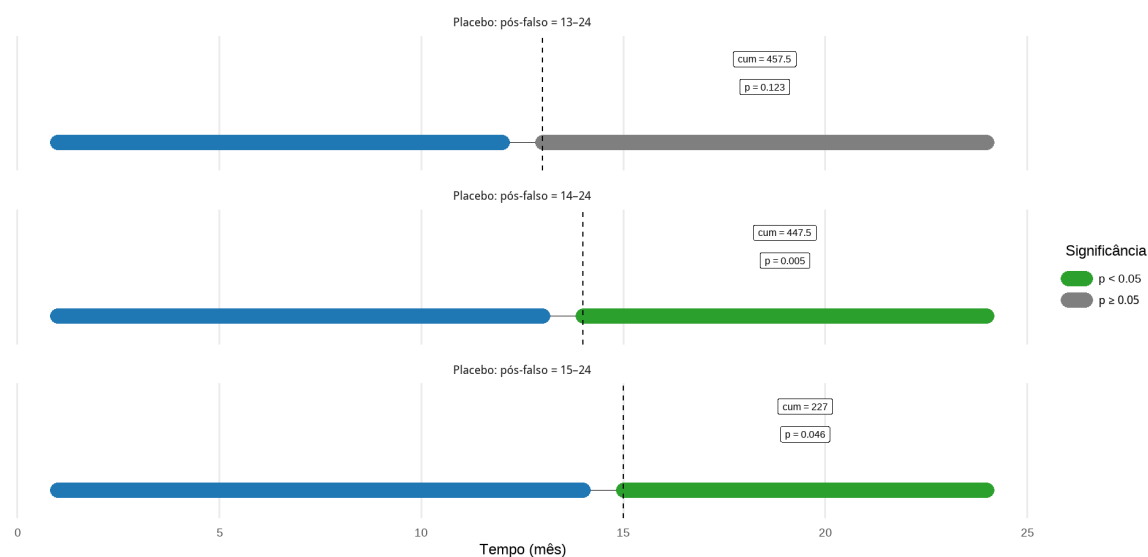
Fonte 8. Elaboração dos autores (2025).

5.3. Análise de Sensibilidade

Com o objetivo de validar a robustez dos resultados obtidos pelo modelo, foi aplicada uma análise de sensibilidade. Por meio dela é possível averiguar se as relações entre as variáveis se mantêm consistentes diante de diferentes cenários, ou seja, para verificar o quão sensível são os resultados obtidos e que não foram resultado do acaso. Com isso, visa-se verificar até que pontos os coeficientes estimados podem variar sem alterar a interpretação principal do estudo e, com isso, aumenta-se a confiança nos resultados.

Uma alternativa para verificar a real existência de um efeito causal é a simulação de placebo no tempo, que é um método de pesquisa que compara os efeitos de um tratamento real com um “fictício” que vem antes da intervenção analisada. A ideia seria simular a análise de impacto em um período em que a intervenção não ocorreu. A partir do deslocamento do início do pós-implementação para o período pré-implementação, aplica-se o modelo novamente e verifica-se se há impacto onde não deveria existir, ou seja, no pré, podendo ser um sinal de falso positivo ou se os efeitos são pequenos/não significativos, aumentando a confiança no resultado real. Em resumo, tal método funciona para analisar se o modelo utilizado é capaz de diferenciar as tendências naturais de um impacto verdadeiro de um ruído. Dito isso, foram formulados 3 placebos utilizados deslocando de forma artificial a data de início da política para um período anterior. Nenhum deles apresentou um impacto estatisticamente significativo.

Figura 6. Análise de sensibilidade – placebos com simulação de intervenção no período pré.

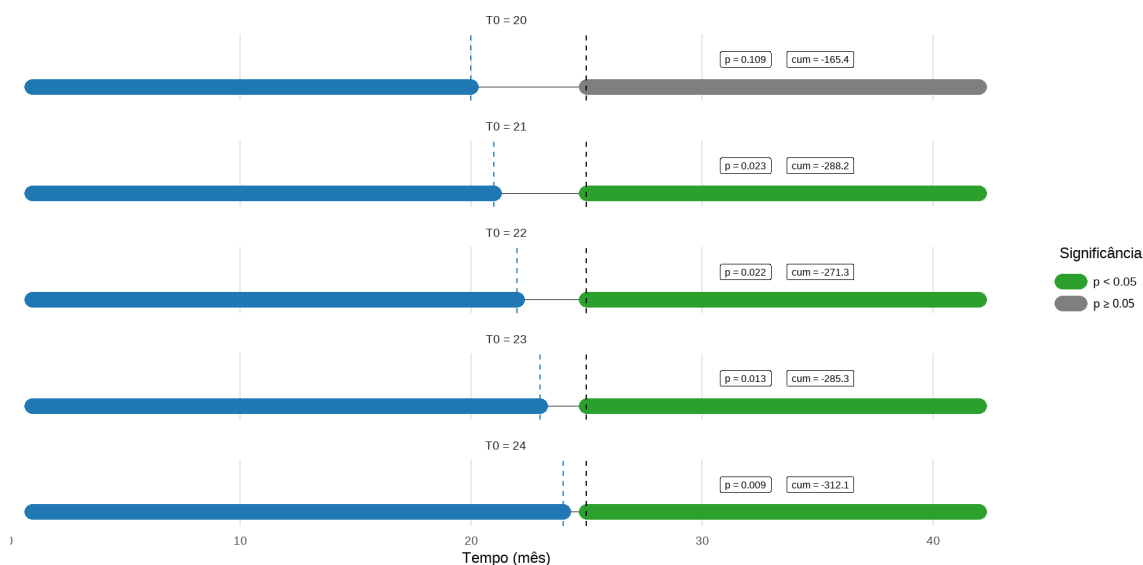


Fonte 9. Elaboração dos autores (2025).

Como observado na tabela e gráfico acima, foram realizados 3 testes com 3 datas de início diferentes dentro do intervalo pré-intervenção. Os valores p indicam a probabilidade de um efeito como esse ocorrer por acaso. Nos 2 últimos placebos, p é menor que 0.05 (nível de significância padrão), ou seja, os efeitos cumulativos observados são estatisticamente significativos. Contudo, o sentido do efeito é positivo. Esses resultados apresentam-se como um bom sinal visto que evidenciam o impacto encontrado no período pós-intervenção foi de fato ocasionado pela implementação da política, já que a tendência pouco antes da intervenção era de crescimento.

A segunda análise de sensibilidade realizada diz respeito à janela de aprendizagem dos dados pelo modelo. Neste caso, o que queremos é analisar se ao diminuir a janela de dados disponível no pré-intervenção, o efeito se modifica. Desse modo, podemos verificar se a avaliação é muito dependente do período específico, que pode estar sujeito a ruídos e choques externos.

Figura 7. Análise de sensibilidade – variações na janela pré.

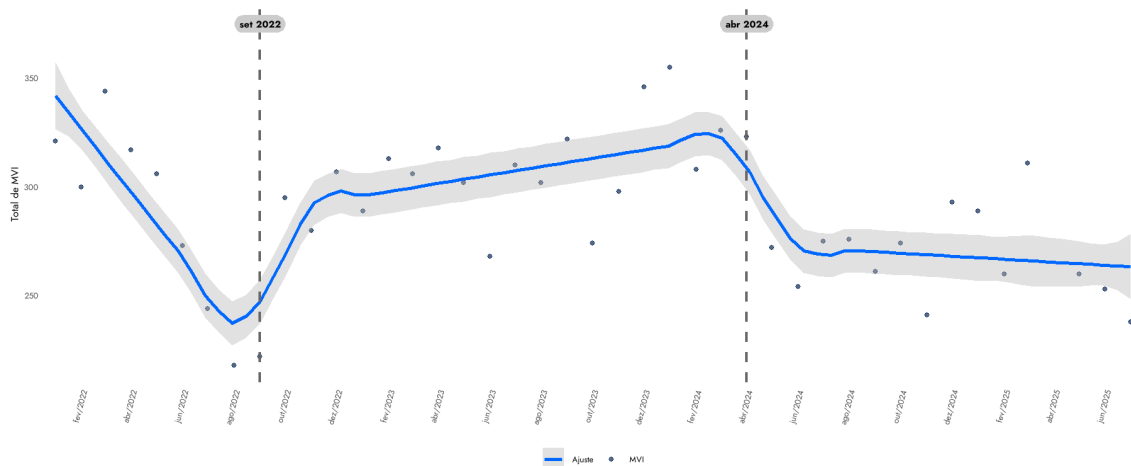


Fonte 10. Elaboração dos autores (2025).

Como podemos observar, os achados se mantêm significantes e com sinal esperado com reduções até $T0 = 20$. Isso nos leva a acreditar que o modelo é robusto, e está aprendendo corretamente a série do indicador MVI, em sua relação com os indicadores de controle e a sazonalidade própria da série. Além disso, o sentido do efeito permanece o mesmo (negativo), mesmo com a redução do período de aprendizagem.

De maneira semelhante ao indicador por Gianacas et al (2023), também foi usado séries temporais interrompidas (ITS) para verificar se ao longo de uma dada série histórica há mudanças que contribuíram para a alteração na tendência (aumento ou queda) anteriormente observada. Tal análise é construída com base em um modelo de regressão linear padrão, mas com a possibilidade de mudança dos coeficientes β_i - que é o coeficiente da regressão, ou os “pesos”, que ajudam a medir os efeitos das variáveis explicativas sobre a variável dependente Y em um tempo específico i - ao longo do tempo (Zeileis et al 2002, 2003). Ainda segundo os autores, é razoável assumir que em diferentes casos há um número m de quebras, ou seja, há várias relações lineares diferentes separadas pelos breakpoints. Esse número de quebras e onde elas ocorrem são desconhecidas, mas os próprios dados nos auxiliam no processo de descoberta. A análise de quebras estruturais é resumida no gráfico abaixo.

Figura 8. Análise de sensibilidade – quebras estruturais na série.



Fonte 11. Fonte 12. Elaboração dos autores (2025).

Pelo gráfico, seguindo a análise ITS, podemos perceber que existiu uma tendência de aumento em setembro de 2022, que foi seguida até por volta de abril de 2024, quando ocorre nova quebra com tendência de queda. Devemos lembrar que, de acordo com Gianacas et al (2023), ITS é um método baseado em frequência que apresenta limitações para modelar componentes como incerteza e sazonalidade. Todavia, é interessante notar que, de modo geral, embora ele identifique a quebra em abril de 2024, quando a série muda de tendência, ele não contradiz os achados presentes na análise com BSTS.

Finalmente, a última análise de sensibilidade foi em relação ao conhecimento a priori da volatilidade da série, medido pelo desvio-padrão. De acordo com Brodersen et al., (2015) o nível padrão do pacote Casual Impact é 0,01. Esse nível assume que a série é razoavelmente estável em seu momento pré-intervenção, de modo que as modificações possam ser atribuídas à intervenção, e não a choques e ruídos naturais da série. Nesse sentido, realizamos a análise de sensibilidade variando o nível a priori da série até chegarmos ao valor 0,10, indicado pela documentação para séries com alta volatilidade; ou encontrarmos um ponto no nível apriorístico que resultasse em o resultado não mais sendo significativo.

Tabela 4. Análise de sensibilidade – variações no nível apriorístico.

Prior level sd	p-valor	Efeito cumulativo
0,020	0,009	-319,0
0,030	0,009	-330,5
0,040	0,010	-346,0
0,050	0,012	-364,7
0,060	0,014	-386,6
0,070	0,016	-409,5
0,080	0,017	-432,8
0,090	0,020	-455,7
0,100	0,022	-477,5

Fonte 12. Elaboração dos autores (2025).

Como podemos observar pela tabela, o modelo utilizado é robusto para diferentes níveis até 0,10, apresentando p-valor significativo e sem modificações na magnitude ou no sinal do efeito. Para níveis maiores, o efeito estimado também apresenta módulos maiores, possivelmente, em

virtude de um ajuste ainda maior do contrafactual. Desse modo, a utilização do valor padrão de 0,01 resulta em uma estimativa mais conservadora sobre o efeito.

6. CONCLUSÃO

A análise realizada evidencia que, embora o Programa Juntos pela Segurança (JPS) não tenha gerado uma quebra estrutural imediata na série MVI, produziu efeito a partir dos meses seguintes, acelerando sua redução no período mais recente. Os achados demonstram que, no período analisado, os valores observados de MVI ficaram consistentemente abaixo do contrafactual estimado, indicando uma redução estatisticamente significativa e associada à implementação do JPS, com probabilidade de impacto maior que 99% e efeito acumulado estimado em 312 vidas salvas.

A robustez desses achados foi confirmada por uma análise de sensibilidade, utilizando diferentes métodos: placebo, variações na janela de aprendizagem, análise de quebras estruturais e variações no nível de conhecimento a priori. De forma geral, todas elas apontaram para a robustez dos achados.

Em suma, esses resultados, ao passo em que trazem boas notícias sobre o impacto do JPS, reforçam a importância do monitoramento contínuo e da utilização de metodologias robustas de avaliação ex post em políticas públicas de segurança. Apesar das limitações inerentes ao contexto, a utilização de BSTS com MCMC mostrou-se capaz de fornecer evidências consistentes sobre o impacto da política. Dessa forma, conclui-se que o Juntos pela Segurança contribuiu para a redução das MVI em Pernambuco, ainda que seja necessário aprofundar análises futuras para verificar a sustentabilidade dos resultados no longo prazo e o alcance de efeitos indiretos em outros indicadores da criminalidade.

Referências

1. Amin, M., Comin, F., & Iglesias, J. (2009). Crescimento econômico e criminalidade: refletindo sobre o desenvolvimento. *Encontro Nacional de Economia*, 37.
2. Araújo, V., & Costa, M. (2024). Redução de homicídios pelos programas “Pacto pela Vida” e “Unidades de Polícia Pacificadora” entre 2008 e 2017: uma análise por controle sintético. *Rev. Econ. NE*, 55(2), 68-86.
3. Carvalho, V. A. de, & Silva, M. do R. de F. e. (2011). Política de segurança pública no Brasil: avanços, limites e desafios. *Revista Katálisis*, 14(1), 59–67.
4. Dijk, J. van. (2000). Determinants of crime. In *Crime and criminal justice systems in Europe and North America*. European Institute for Crime Prevention and Control.
5. Exame. (2024, junho 10). Qual é o país mais seguro do mundo? Brasil está muito longe do top 10 no ranking da paz. Exame. <https://exame.com/brasil/qual-e-o-pais-mais-seguro-do-mundo-brasil-esta-muito-longo-do-top-10-no-ranking-da-paz/>.
6. Brasil. Ministério da Justiça e Segurança Pública. (2024). *Mapa de Segurança Pública 2024* (240 p.).
7. Brodersen et al., (2015). *Annals of Applied Statistics*. Inferring causal impact using Bayesian structural time-series models.
8. Cardoso Júnior, J. C. (2015). *Monitoramento estratégico de políticas públicas: requisitos tecnopolíticos, proposta metodológica e implicações práticas para a alta administração pública brasileira*. IPEA.
9. Dorsett, R. (2021). A Bayesian Structural Time Series Analysis of the Effect of Basic Income on Crime: Evidence From the Alaska Permanent Fund. *Journal of the Royal Statistical Society Series A: Statistics in Society*, 184(1), 179–200.

10. Frey, K. (2000). Políticas Públicas: um debate conceitual e reflexões referentes à prática da análise de políticas públicas no Brasil. *Planejamento e Políticas Públicas*, 21(1), 212-259.
11. FGV CLEAR. (2025). *Diagnóstico dos sistemas de avaliação de políticas públicas no Brasil*. FGV.
12. Gertler, P., Martinez, S., Rawlings, L. B., Premand, P., & Vermeersch, C. M. J. (2018). *Avaliação de Impacto na Prática*. Washington: Banco Internacional para Reconstrução e Desenvolvimento / Banco Mundial.
13. Gianacas, C., Liu, B., Kirk, M., Tanna, G. Di., Belcher, J., Blogg, S., & Muscatello, D. (2023). Bayesian structural time series, an alternative to interrupted time series in the right circumstances. *Journal of Clinical Epidemiology*, 163(1), 102-110.
14. Hirschleifer, J. (1999). The technology of conflict as an economic activity. *The American Economic Review*, 81(2), 130-134.
15. Howlett, M., Ramesh, M., & Perl, A. (2013). *Política Pública: seus ciclos e subsistemas*. Elsevier.
16. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada – IPEA. (2018). Avaliação de políticas públicas: guia prática de análise ex ante – Volume 1. IPEA.
17. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada – IPEA. (2018). Avaliação de políticas públicas: guia prática de análise ex post – Volume 2. IPEA.
18. Kahn, T. (2013). Crescimento econômico e criminalidade: uma interpretação da queda dos crimes no Sudeste e aumento no Norte/Nordeste. *Revista Brasileira de Segurança Pública*, 7(1), 152-164.
19. Lima, L., & Souza, A. P. (2025). Guia CLEAR: monitoramento e avaliação de políticas públicas – do diagnóstico à decisão. São Paulo: FGV Clear.
20. Mohor, A. (2007). Uso de indicadores para evaluar el funcionamiento policial. Documento de trabajo N° 2. Centro de Estudios en Seguridad Ciudadana, Universidad de Chile.
21. Neto, R. D. M. S., Ratton, J. L., Menezes, T. A. de, & Monteiro, C. (2014). Avaliação de política pública para redução da violência: o caso do Programa Pacto pela Vida do Estado de Pernambuco. In *Anais do 41º Encontro Nacional de Economia*. Foz do Iguaçu: ANPEC.
22. Pernambuco. (2023). *Plano Estadual de Segurança Pública* (106 p.). Governo do Estado de Pernambuco.
23. Rogger, D., & Schuster, C. (2023). *The Government Analytics Handbook: Leveraging Data to Strengthen Public Administration*. World Bank.
24. Rolim, M. (2018). Desistência do crime. *Sociedade e Estado*, 33(3), 829-847.
25. Rolim, M., & Pereira, V. A eficiência policial e seus indicadores. (2022). *Revista Brasileira de Segurança Pública*, 16(3), 314-331.
26. Rosa, L., Bruce, R., & Sarellas, N. (2022). Effects of school day time on homicides: The case of the full-day high school program in Pernambuco, Brazil. Instituto de Estudos para Políticas de Saúde. Texto para Discussão nº 16.
27. Silveira Neto, R. da M., Ratton, J. L., Menezes, T. A. de, & Monteiro, C. M. G. (2022). Políticas públicas e redução da criminalidade: uma avaliação do programa Pacto pela Vida do estado de Pernambuco. *Economia Aplicada*, 26(2), 175-202.
28. Souza, G., & Loreto, M. (2021). Avaliação e monitoramento de políticas públicas: produção acadêmica em periódicos científicos brasileiros (2010 a 2020). *Meta: Avaliação*, 13(40), 649-673.

29. Vaitsman, J., Rodrigues, R. W. S., & Paes-Sousa, R. (2006). *O sistema de avaliação e monitoramento das políticas e programas sociais: A experiência do Ministério do Desenvolvimento Social e Combate à Fome do Brasil* (Policy Papers, 17). UNESCO.
30. UOL. (2025, abril 2). Violência é a maior preocupação dos brasileiros, aponta pesquisa Genial/Quaest. Agência Estado. <https://noticias.uol.com.br/ultimas-noticias/agencia-estado/2025/04/02/violencia-e-a-maior-preocupacao-dos-brasileiros-aponta-pesquisa-genialquaest.htm>.
31. Zeileis A., Leisch F., Hornik K., & Kleiber C. (2002). strucchange: An R Package for Testing for Structural Change in Linear Regression Models. *Journal of Statistical Software*, 7(2), 1-38.
32. Zeileis A., Kleiber C., Krämer W., & Hornik K. (2003). Testing and Dating of Structural Changes in Practice. *Computational Statistics & Data Analysis*, 44(1-2), 109-123.