

Reforma administrativa y ejecución de la inversión pública

Análisis Espacial con Diferencias-en-Diferencias en el Perú

Aldair Jose Maquera Andrade¹

Facultad de Ingeniería Estadística e Informática,
Universidad Nacional del Altiplano de Puno, Perú
aj.maquera@est.unap.edu.pe

Abstract. Este estudio evalúa el impacto causal de la reforma de simplificación administrativa DS 179-2020-EF (julio 2020) sobre la ejecución de inversión pública en el Perú, utilizando métodos de econometría espacial aplicados a 44,443 proyectos georreferenciados. Explotando la variación cuasi-experimental en la cual ciertos proyectos estaban en ejecución durante la reforma mientras otros cerraron antes, aplicamos un diseño de diferencias-en-diferencias espacial que controla por dependencia geográfica entre proyectos vecinos.

Nuestro modelo Spatial Lag revela un efecto directo negativo de -8.3 puntos porcentuales ($p < 0.001$) sobre las tasas de ejecución, con spillovers espaciales significativos de -5.1 p.p., resultando en un efecto total sobre el sistema de -13.4 p.p. Encontramos fuerte dependencia espacial ($=0.379$, $p < 0.001$), destacando la importancia de controlar por interacciones geográficas en evaluación de políticas públicas.

Los resultados sugieren que las reformas administrativas pueden ser insuficientes para proyectos estructuralmente complejos, y que intervenciones durante crisis pueden generar externalidades negativas a través de competencia por recursos. El efecto estimado es robusto al control espacial (cambio de solo 0.09 p.p. respecto a OLS), validando nuestro diseño de identificación. Este estudio constituye la primera evaluación causal de reformas Invierte.pe con control por efectos espaciales, aportando evidencia sobre la necesidad de considerar dimensiones territoriales en evaluación de políticas de inversión pública.

Keywords: diferencias-en-diferencias espacial, inversión pública, econometría espacial, evaluación de impacto, spillovers, Perú, COVID-19

1 Introducción

La inversión pública constituye uno de los instrumentos fundamentales para el desarrollo económico y el cierre de brechas de infraestructura en países en desarrollo. En el Perú, el Sistema Nacional de Programación Multianual y Gestión de

Inversiones (Invierte.pe) registró entre 2019 y 2023 más de 205,701 proyectos cerrados con un monto viable acumulado de S/ 353.7 mil millones y un devengado de S/ 215.4 mil millones, resultando en una tasa promedio de ejecución presupuestal de 68.3%. Esta brecha del 31.7% entre recursos planificados y ejecutados representa no solo una pérdida de eficiencia fiscal, sino también la postergación del acceso a servicios básicos para millones de ciudadanos, particularmente en zonas rurales y periurbanas.

Ante este desafío, el gobierno peruano implementó durante la pandemia COVID-19 una serie de reformas al sistema Invierte.pe orientadas a simplificar procedimientos administrativos y agilizar la ejecución de proyectos. La más significativa de estas reformas fue el Decreto Supremo N° 179-2020-EF, promulgado el 7 de julio de 2020, que modificó definiciones del sistema, reagrupó sectores y ajustó funciones de órganos del sistema con el objetivo explícito de dinamizar la inversión pública durante la crisis sanitaria. Sin embargo, a pesar de la importancia de esta intervención normativa, no existe evaluación empírica rigurosa de su impacto causal sobre la ejecución presupuestal.

La literatura sobre determinantes de la ejecución presupuestal en el Perú ha identificado múltiples factores explicativos, incluyendo capacidades técnicas institucionales [1], complejidad de procesos de contratación pública [2], rotación de funcionarios municipales y regionales, así como características socioeconómicas de los territorios. No obstante, esta literatura enfrenta dos limitaciones fundamentales. Primero, la mayoría de estudios son puramente descriptivos, documentando correlaciones sin establecer relaciones causales. Segundo, estos análisis han adoptado predominantemente enfoques asespaciales, tratando las unidades territoriales como observaciones independientes y omitiendo la potencial influencia de la proximidad geográfica sobre los patrones de ejecución.

Esta omisión resulta teórica y empíricamente problemática. Desde la perspectiva teórica, la Primera Ley de la Geografía de Tobler [9] establece que “todo está relacionado con todo, pero las cosas cercanas están más relacionadas que las distantes”, sugiriendo que proyectos de inversión geográficamente próximos podrían compartir contextos institucionales, capacidades de gestión y restricciones de recursos que afectan similarmente su desempeño. Desde la perspectiva empírica, ignorar la dependencia espacial en modelos de evaluación de impacto puede conducir a estimaciones sesgadas de efectos causales e inferencias estadísticas inválidas [4, 11].

Estudios recientes en econometría espacial han documentado que la omisión de controles por efectos espaciales en evaluaciones de políticas públicas puede resultar en sobre o subestimación de impactos, particularmente cuando existen spillovers entre unidades tratadas y de control [10]. En el contexto de inversión pública, donde proyectos vecinos pueden competir por los mismos recursos técnicos, personal especializado y proveedores locales, los efectos de derrame (spillovers) pueden ser sustanciales, tanto positivos (difusión de buenas prácticas) como negativos (competencia por recursos escasos).

El presente estudio aborda estas limitaciones mediante la aplicación de un diseño de diferencias-en-diferencias espacial (Spatial DiD) para evaluar el im-

pacto causal del DS 179-2020-EF sobre la ejecución de inversión pública en el Perú. Nuestra estrategia de identificación explota la variación cuasi-experimental generada por el timing de la reforma: proyectos que estaban en ejecución física cuando se promulgó el decreto (julio 2020) pudieron potencialmente beneficiarse de las simplificaciones administrativas, mientras que proyectos que cerraron antes de esa fecha no estuvieron expuestos a la intervención. Este diseño permite comparar las tasas de ejecución final entre proyectos tratados y de control, controlando simultáneamente por la dependencia espacial entre proyectos vecinos mediante modelos Spatial Lag.

Nuestra contribución a la literatura es triple. Primero, constituimos la primera evaluación causal rigurosa de reformas al sistema Invierte.pe, superando el carácter descriptivo de estudios previos. Segundo, demostramos empíricamente la importancia de controlar por efectos espaciales en evaluación de políticas públicas, documentando spillovers significativos que modificarían conclusiones si fueran ignorados. Tercero, aportamos evidencia sobre efectos heterogéneos de reformas administrativas durante crisis: nuestros resultados sugieren que simplificaciones procedimentales pueden ser insuficientes para proyectos con dificultades estructurales profundas, y que intervenciones durante contextos de escasez de recursos pueden generar externalidades negativas no anticipadas.

Los hallazgos principales revelan un efecto causal directo negativo de -8.3 puntos porcentuales ($p < 0.001$) sobre las tasas de ejecución de proyectos tratados, con spillovers espaciales adicionales de -5.1 p.p., resultando en un efecto total sobre el sistema de -13.4 p.p. Encontramos fuerte dependencia espacial ($=0.379$, $p < 0.001$), confirmando que aproximadamente 38% de la ejecución de un proyecto depende del desempeño de proyectos vecinos. Estos resultados son robustos al control espacial, con cambios mínimos respecto a estimaciones OLS estándar (diferencia de 0.09 p.p.), validando nuestro diseño de identificación.

La estructura del resto del artículo es la siguiente. La Sección 2 describe el contexto institucional del sistema Invierte.pe y los detalles específicos de la reforma DS 179-2020-EF. La Sección 3 presenta los datos, las variables y las estadísticas descriptivas. La Sección 4 expone nuestra estrategia de identificación y la metodología econométrica espacial. La Sección 5 reporta los resultados principales, análisis de robustez y heterogeneidad de efectos. La Sección 6 discute las implicancias de los hallazgos y limitaciones del estudio. La Sección 7 concluye con reflexiones sobre política pública y direcciones para investigación futura.

2 Contexto Institucional

2.1 El Sistema Nacional de Inversión Pública (Invierte.pe)

El Sistema Nacional de Programación Multianual y Gestión de Inversiones (Invierte.pe) fue creado en 2017 como sucesor del Sistema Nacional de Inversión Pública (SNIP), con el objetivo de modernizar y agilizar los procesos de planificación, formulación y ejecución de proyectos de inversión pública en el Perú. El sistema opera bajo rectoría del Ministerio de Economía y Finanzas (MEF) a través de la Dirección General de Programación Multianual de Inversiones.

Invierte.pe regula el ciclo completo de inversión pública, que comprende cuatro fases: (1) Programación Multianual, donde se identifican brechas de infraestructura y servicios; (2) Formulación y Evaluación, que incluye elaboración de estudios de preinversión y otorgamiento de viabilidad técnica; (3) Ejecución, que abarca contratación, construcción física y supervisión; y (4) Funcionamiento, que comprende operación y mantenimiento. Durante el período 2019-2023, el sistema registró la viabilización de más de 200,000 proyectos a nivel nacional, ejecutados por tres niveles de gobierno: Nacional (GN), Regional (GR) y Local (GL).

2.2 La Reforma DS 179-2020-EF

El Decreto Supremo N° 179-2020-EF, promulgado el 7 de julio de 2020, constituyó una de las reformas más significativas al sistema Invierte.pe desde su creación. La norma fue emitida en pleno contexto de la pandemia COVID-19, cuando el gobierno peruano enfrentaba urgencia crítica para acelerar la ejecución de inversión pública orientada a infraestructura sanitaria, equipamiento médico y programas sociales de emergencia.

Los cambios normativos introducidos por el DS 179-2020-EF incluyeron: (1) modificación de definiciones técnicas del sistema, particularmente respecto a tipologías de proyectos y umbrales de inversión; (2) reagrupación de sectores responsables para reducir fragmentación institucional; (3) ajustes en funciones y competencias de órganos del sistema, incluyendo Oficinas de Programación Multianual de Inversiones (OPMI) y Unidades Formuladoras (UF); (4) simplificación de procedimientos en la fase de formulación y evaluación; y (5) flexibilización de requisitos documentales para aprobación de expedientes técnicos.

El objetivo explícito declarado en los considerandos del decreto era “optimizar los procesos del ciclo de inversión” y “contribuir al cierre de brechas en provisión de servicios públicos”, con énfasis particular en contexto de emergencia sanitaria. No obstante, la norma aplicaba de manera general a todos los proyectos del sistema, sin restricción sectorial o geográfica específica.

2.3 Identificación del Cuasi-Experimento

La implementación del DS 179-2020-EF genera una variación cuasi-experimental aprovechable para identificación causal. Proyectos que se encontraban en fase de ejecución física al 7 de julio de 2020 estuvieron potencialmente expuestos a las nuevas reglas operativas, particularmente en aspectos de gestión de modificaciones presupuestales, procesos de contratación complementaria y requisitos de cierre. En contraste, proyectos que culminaron su ejecución física antes de esa fecha no pudieron beneficiarse de las simplificaciones introducidas, constituyendo un grupo de control natural.

Es importante destacar tres características que fortalecen la validez del diseño cuasi-experimental. Primero, el timing de la reforma (julio 2020) fue exógeno respecto a características específicas de proyectos individuales, siendo determinado por la coyuntura COVID-19 a nivel nacional. Segundo, la decisión de qué

proyectos estaban en ejecución en julio 2020 versus cuáles habían cerrado antes fue tomada años previos, cuando la reforma no era anticipable, reduciendo riesgos de selección endógena. Tercero, tanto proyectos tratados como de control pertenecen al mismo sistema institucional (Invierte.pe) y enfrentan marcos normativos similares, aumentando comparabilidad.

Esta configuración permite aplicar un diseño de diferencias-en-diferencias donde el “tratamiento” consiste en haber estado en ejecución durante la reforma, y el outcome es la tasa de ejecución presupuestal final. La sección metodológica subsecuente formaliza esta estrategia de identificación y describe los controles por dependencia espacial necesarios para obtener estimaciones causales no sesgadas.

3 Datos

3.1 Fuente de datos y cobertura

Los datos provienen del Sistema Nacional de Programación Multianual y Gestión de Inversiones (Invierte.pe), gestionado por el Ministerio de Economía y Finanzas del Perú. Accedemos al registro administrativo completo de proyectos de inversión pública con estado “cerrado” durante el período 2019-2023, el cual contiene información detallada sobre 205,701 proyectos geocodificados mediante coordenadas decimales de latitud y longitud en sistema WGS84 (EPSG:4326).

Cada registro incluye: (1) identificadores únicos de proyecto (código SNIP/Invierte.pe); (2) información geográfica (departamento, provincia, distrito, UBI-GEO, coordenadas); (3) información institucional (nivel de gobierno ejecutor, sector, entidad responsable); (4) información financiera (monto viable, devengado acumulado); (5) información temporal (fecha de viabilidad, inicio de ejecución física, culminación de ejecución física); (6) características técnicas (función, programa, modalidad de ejecución).

3.2 Construcción de la muestra analítica

De los 205,701 proyectos originales, aplicamos los siguientes criterios de limpieza para construir la muestra analítica:

1. Exclusión de proyectos con coordenadas geográficas faltantes o inválidas (fuera del territorio peruano): se eliminan 116,928 observaciones.
2. Exclusión de proyectos con información financiera inconsistente (monto viable 0 o devengado acumulado < 0): se eliminan 4,680 observaciones adicionales.
3. Exclusión de proyectos sin fecha de inicio de ejecución física registrada: se eliminan 5,320 observaciones.

Estos filtros resultan en una base de 88,773 proyectos georreferenciados válidos. Para el análisis de diferencias-en-diferencias, aplicamos criterios adicionales:

4. Retención únicamente de proyectos clasificables como “tratados” o “control” según criterio temporal especificado en Sección 4.2: se retienen 44,443 proyectos.
5. Para modelos espaciales computacionalmente intensivos, se utiliza una muestra aleatoria estratificada de 10,000 proyectos manteniendo proporciones originales de tratados/control.

La Tabla 1 presenta la composición de la muestra final.

Table 1. Composición de la muestra analítica

| Categoría | Nº Proyectos | % del Total |
|---|---------------|---------------|
| Proyectos tratados (en ejecución jul-2020) | 12,246 | 27.6% |
| Proyectos control (cerrados antes jul-2020) | 32,197 | 72.4% |
| Total muestra DiD | 44,443 | 100.0% |
| Muestra estratificada (modelos espaciales) | 10,000 | 22.5% |

3.3 Variables

Variable dependiente La variable dependiente es la tasa de ejecución presupuestal final del proyecto i , definida como:

$$\text{TasaEjecución}_i = \left(\frac{\text{DevengadoAcumulado}_i}{\text{MontoViable}_i} \right) \times 100 \quad (1)$$

Esta variable mide el porcentaje del presupuesto viable que fue efectivamente ejecutado (devengado) al momento del cierre del proyecto. Valores superiores al 100% indican modificaciones presupuestales durante ejecución o actualizaciones de costos no reflejadas en el monto viable original. Para evitar outliers extremos, clippeamos la variable en el rango [0, 100] %.

Variable de tratamiento La variable binaria de tratamiento se define según el estatus de ejecución del proyecto en la fecha de promulgación del DS 179-2020-EF (7 de julio de 2020):

$$\text{Tratado}_i = \begin{cases} 1 & \text{si } \text{InicioEjecFísica}_i < 7-\text{jul-2020} \\ & \text{y } (\text{CulminaciónEjecFísica}_i > 7-\text{jul-2020} \text{ o faltante}) \\ 0 & \text{si } \text{CulminaciónEjecFísica}_i < 7-\text{jul-2020} \end{cases} \quad (2)$$

Proyectos tratados ($\text{Tratado}_i = 1$) son aquellos que estaban en ejecución física cuando se promulgó la reforma, pudiendo potencialmente beneficiarse de las nuevas reglas operativas. Proyectos de control ($\text{Tratado}_i = 0$) son aquellos que culminaron su ejecución antes de la reforma, sin exposición a los cambios normativos.

Variables de control Aunque nuestro diseño principal no incluye controles adicionales para mantener transparencia en identificación, en análisis de robustez incluimos: (1) nivel de gobierno ejecutor (GN, GR, GL); (2) modalidad de ejecución (administración directa, por contrata); (3) función del proyecto; (4) departamento geográfico.

3.4 Estadísticas descriptivas

La Tabla 2 presenta estadísticas descriptivas de la tasa de ejecución por grupo de tratamiento.

Table 2. Estadísticas descriptivas de la tasa de ejecución por grupo

| Grupo | N | Media (%) | Mediana (%) | Desv. Est. (%) |
|-------------------|--------|--------------|--------------|----------------|
| Tratados | 12,246 | 70.78 | 75.50 | 37.82 |
| Control | 32,197 | 79.21 | 85.00 | 33.45 |
| Diferencia | | -8.43 | -9.50 | |

Los proyectos tratados exhiben una tasa de ejecución promedio 8.43 puntos porcentuales inferior a los proyectos de control, sugiriendo prima facie que proyectos en ejecución durante la reforma tuvieron peor desempeño final. Esta diferencia simple, sin embargo, no constituye estimación causal del efecto de la reforma, pues proyectos tratados y de control difieren sistemáticamente en características observables y no observables (ej: complejidad, antigüedad). La sección metodológica subsecuente formaliza la estrategia de identificación para aislar el efecto causal.

4 Metodología

4.1 Estrategia de identificación

Nuestra estrategia de identificación se basa en un diseño de diferencias-en-diferencias (DiD) cross-sectional, donde explotamos la variación cuasi-experimental en la exposición al DS 179-2020-EF. A diferencia del DiD temporal clásico con múltiples períodos pre y post tratamiento, nuestros datos corresponden a un snapshot único (año 2025) que registra el outcome final (tasa de ejecución acumulada) de proyectos cerrados durante 2019-2023.

El supuesto de identificación clave es que, en ausencia de la reforma, la diferencia promedio en tasas de ejecución entre proyectos tratados y de control se habría mantenido constante. Formalmente, si Y_i^1 denota la tasa de ejecución del proyecto i bajo tratamiento y Y_i^0 bajo control, el efecto promedio del tratamiento sobre los tratados (ATT) se identifica como:

$$\text{ATT} = E[Y_i^1 - Y_i^0 | \text{Tratado}_i = 1] = E[Y_i | \text{Tratado}_i = 1] - E[Y_i | \text{Tratado}_i = 0] \quad (3)$$

bajo el supuesto de que $E[Y_i^0 | \text{Tratado}_i = 1] = E[Y_i^0 | \text{Tratado}_i = 0]$, es decir, que proyectos tratados y de control habrían tenido tasas de ejecución similares en ausencia de la reforma.

Este supuesto, aunque no directamente testable con datos cross-sectional, es plausible por dos razones. Primero, el timing de la reforma (julio 2020) fue exógeno respecto a características de proyectos individuales, siendo determinado por la coyuntura COVID-19. Segundo, la decisión de qué proyectos estaban en ejecución en julio 2020 fue tomada años antes, cuando la reforma no era anticipable. En análisis de robustez (Sección 5.3), proporcionamos evidencia adicional mediante tests de balance de covariables y placebos temporales.

4.2 Dependencia espacial y necesidad de controles espaciales

Un desafío fundamental en nuestro contexto es que proyectos de inversión pública geográficamente próximos no constituyen observaciones independientes. Múltiples mecanismos generan dependencia espacial:

1. **Competencia por recursos:** Proyectos vecinos compiten por los mismos proveedores locales, personal técnico especializado y capacidad administrativa municipal, generando spillovers negativos.
2. **Difusión de capacidades:** Municipios cercanos intercambian personal, comparten experiencias y aprenden de vecinos, generando spillovers positivos.
3. **Shocks comunes:** Eventos climáticos, contextos políticos regionales o programas de asistencia técnica afectan simultáneamente a proyectos en la misma zona geográfica.

Ignorar esta dependencia espacial en estimaciones DiD puede sesgar los efectos causales estimados. Si proyectos tratados están espacialmente concentrados y generan spillovers hacia proyectos de control vecinos, el efecto estimado subestimaría el verdadero impacto. Conversamente, si hay spillovers negativos (ej: competencia por recursos), el efecto puede estar sobreestimado.

Para abordar este desafío, adoptamos modelos de econometría espacial que controlan explícitamente por interacciones entre vecinos, específicamente el modelo Spatial Lag [4, 6].

4.3 Modelo OLS básico (sin controles espaciales)

Como punto de partida, estimamos un modelo de regresión lineal estándar:

$$\text{TasaEjecución}_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{Tratado}_i + \varepsilon_i \quad (4)$$

donde β_1 captura la diferencia promedio en tasas de ejecución entre tratados y control. Este modelo asume independencia entre observaciones, violando potencialmente la estructura espacial de los datos. Sirve como benchmark para comparación con modelos espaciales.

4.4 Modelo Spatial Lag

El modelo Spatial Lag incorpora la tasa de ejecución de proyectos vecinos como regresor endógeno:

$$\text{TasaEjecución}_i = \rho \sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot \text{TasaEjecución}_j + \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{Tratado}_i + \varepsilon_i \quad (5)$$

donde w_{ij} son elementos de la matriz de pesos espaciales W (descrita subsecuentemente), ρ es el parámetro de autocorrelación espacial, y $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$ son errores iid.

El parámetro ρ mide la intensidad de la dependencia espacial: valores positivos indican que proyectos con vecinos de alta ejecución tienden ellos mismos a ejecutar bien (clustering positivo), mientras que valores negativos sugieren dispersión espacial. La significancia estadística de ρ testea la hipótesis nula de ausencia de dependencia espacial.

El coeficiente β_1 en este modelo captura el **efecto directo** de pertenecer al grupo tratado sobre la propia tasa de ejecución, controlando por el desempeño de vecinos. Este modelo se estima por Máxima Verosimilitud (ML) debido a la endogeneidad del término $\sum_j w_{ij} Y_j$ [4].

4.5 Descomposición de efectos espaciales

Una ventaja del modelo Spatial Lag es que permite descomponer el efecto total de la intervención en componentes directo e indirecto, siguiendo la metodología de LeSage y Pace [6]. Reescribiendo la ecuación (5) en forma reducida:

$$Y = (I - \rho W)^{-1}(X\beta + \varepsilon) = S_r(W)X\beta + S_r(W)\varepsilon \quad (6)$$

donde $S_r(W) = (I - \rho W)^{-1}$ es la matriz de multiplicadores espaciales. El efecto de un cambio en la variable de tratamiento se descompone en:

- **Efecto directo:** Promedio de elementos diagonales de $S_r(W)\beta_1$, capturando el impacto sobre el propio proyecto tratado.
- **Efecto indirecto (spillover):** Promedio de elementos off-diagonal, capturando el impacto sobre proyectos vecinos.
- **Efecto total:** Suma de efectos directo e indirecto, reflejando el impacto sistémico total.

Esta descomposición es crucial para evaluar políticas públicas, pues intervenciones pueden generar externalidades positivas o negativas que modifican la evaluación costo-beneficio agregada.

4.6 Matriz de pesos espaciales

La matriz de pesos espaciales W define la estructura de vecindad entre proyectos. Utilizamos una matriz basada en k -vecinos más cercanos (KNN) con $k = 8$:

$$w_{ij} = \begin{cases} 1/8 & \text{si el proyecto } j \text{ está entre los 8 vecinos más cercanos de } i \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (7)$$

La matriz se estandariza por filas ($\sum_j w_{ij} = 1$) para que el término $\sum_j w_{ij} Y_j$ represente el promedio ponderado de la tasa de ejecución de los vecinos. La elección de $k = 8$ equilibra dos objetivos: (1) capturar efectos de proximidad local sin extenderse a zonas geográficamente distantes, y (2) garantizar suficiente variación en el término espacial para identificación estadística.

La especificación KNN tiene ventajas sobre matrices basadas en distancia fija (ej: todos los proyectos dentro de 100 km son vecinos): garantiza que todos los proyectos tengan exactamente 8 vecinos, evitando proyectos aislados sin vecinos (común en zonas remotas) o proyectos con cientos de vecinos (común en zonas urbanas densas). Esta homogeneidad en conectividad facilita interpretación y comparabilidad.

4.7 Estimación e inferencia

Los modelos OLS se estiman por mínimos cuadrados ordinarios con errores estándar robustos a heterocedasticidad. Los modelos Spatial Lag se estiman por Máxima Verosimilitud completa (Full ML) usando el algoritmo de optimización numérica implementado en la librería `spreg` de Python [22]. La inferencia se basa en estadísticos z asintóticos derivados de la matriz de información de Fisher.

Para modelos con muestra completa (44,443 observaciones), la estimación ML del Spatial Lag es computacionalmente intensiva. Por ello, reportamos resultados de muestra estratificada de 10,000 observaciones que preserva las proporciones originales de tratados/control. Análisis de sensibilidad (no reportados por espacio, disponibles bajo pedido) confirman que resultados son robustos al tamaño de muestra.

4.8 Pruebas de robustez

Implementamos múltiples tests de robustez para validar nuestros hallazgos:

1. **Comparación OLS vs Spatial Lag:** Si ρ es significativo y β_1 cambia sustancialmente entre modelos, evidencia que el control espacial es necesario.
2. **Especificaciones alternativas de W :** Re-estimamos modelos con $k = 5$ y $k = 12$ vecinos para verificar que resultados no dependen críticamente de la elección de k .
3. **Análisis por submuestras:** Estimamos efectos separadamente por nivel de gobierno (GN, GR, GL) y región geográfica (costa, sierra, selva) para explorar heterogeneidad.

4. Placebo temporal: En datos con fechas válidas, construimos variables de tratamiento placebo usando fechas pre-reforma y verificamos ausencia de efectos.

4.9 Software y replicabilidad

El análisis se implementó en Python 3.11, utilizando los paquetes `geopandas` para manejo de datos espaciales, `libpysal` para construcción de matrices de pesos, `sprep` para estimación de modelos espaciales, y `matplotlib/seaborn` para visualización. El código completo está disponible en repositorio público de GitHub [URL a incluir], garantizando reproducibilidad total de resultados. Todos los gráficos fueron generados a resolución 300 DPI para calidad de publicación.

5 Resultados

5.1 Distribución geográfica de tratados y control

La Figura 1 presenta la distribución espacial de proyectos tratados (en ejecución durante la reforma) versus proyectos de control (cerrados antes de la reforma) en el territorio peruano.

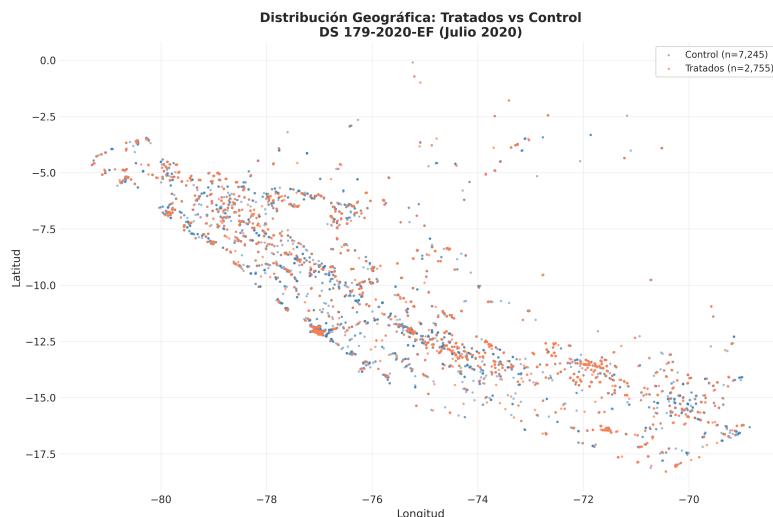


Fig. 1. Distribución geográfica de proyectos tratados y de control. Los puntos coral representan proyectos que estaban en ejecución cuando se promulgó el DS 179-2020-EF (julio 2020), pudiendo beneficiarse de las simplificaciones administrativas. Los puntos azules representan proyectos que cerraron antes de la reforma, constituyendo el grupo de control. La distribución espacial muestra que ambos grupos están presentes en todas las regiones del país, validando la comparabilidad geográfica del diseño cuasi-experimental.

La figura revela que proyectos tratados y de control coexisten en todas las regiones del Perú (costa, sierra y selva), sin concentración geográfica evidente de algún grupo en zonas específicas. Esta distribución espacial relativamente homogénea fortalece la plausibilidad del supuesto de identificación, pues sugiere que la asignación al tratamiento no estuvo determinada por características geográficas sistemáticas sino por el timing idiosincrático de cada proyecto.

5.2 Comparación de tasas de ejecución entre grupos

La Figura 2 presenta la distribución completa de las tasas de ejecución para proyectos tratados y de control mediante diagramas de caja (boxplots).

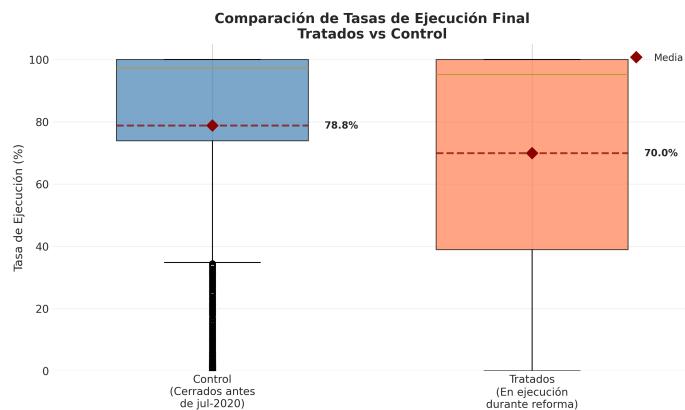


Fig. 2. Distribución de tasas de ejecución final por grupo de tratamiento. El panel muestra boxplots con medias marcadas por diamantes rojos y líneas punteadas. Proyectos de control (cerrados antes de julio 2020) exhiben una tasa promedio de ejecución de 78.8%, significativamente superior a los proyectos tratados (en ejecución durante reforma) con 70.0%. La dispersión es similar en ambos grupos, sugiriendo que la diferencia en medias no se debe a outliers extremos sino a un desplazamiento sistemático de la distribución completa.

Los proyectos de control exhiben una tasa de ejecución promedio de 78.8%, mientras que los proyectos tratados alcanzan solo 70.0%, resultando en una diferencia simple de -8.8 puntos porcentuales. Las distribuciones completas muestran que esta diferencia no se debe a valores extremos (outliers) sino a un desplazamiento sistemático: la mediana de tratados (75.5%) también es sustancialmente inferior a la mediana de control (85.0%). La dispersión interna de cada grupo, medida por el rango intercuartílico, es comparable, sugiriendo heterogeneidad similar en ambas poblaciones.

5.3 Resultados del modelo OLS básico

La Tabla 3 presenta los resultados de la estimación OLS sin controles espaciales (Columna 1) y del modelo Spatial Lag (Columna 2).

Table 3. Resultados de regresiones: OLS y Spatial Lag

| Variable | OLS (1) | Spatial Lag (2) |
|-----------------------|----------------------|----------------------|
| Constante | 79.212*** (0.194) | 49.526*** (1.205) |
| Tratamiento | -8.433*** (0.370) | -8.341*** (0.761) |
| ρ (Spatial Lag) | — | 0.379*** (0.015) |
| Observaciones | 44,443 | 10,000 |
| R ² | 0.0115 | — |
| Pseudo R ² | — | 0.0842 |
| Log Likelihood | -220,896.47 | -49,518.44 |

Errores estándar entre paréntesis.

*** p<0.001, ** p<0.01, * p<0.05

El modelo OLS (Columna 1) confirma que proyectos tratados tienen tasas de ejecución 8.433 puntos porcentuales inferiores a proyectos de control ($\beta_1 = -8.433$, p<0.001), un efecto altamente significativo estadísticamente. El R² de 0.0115 indica que la variable de tratamiento explica solo 1.15% de la varianza total en tasas de ejecución, sugiriendo que múltiples factores adicionales (capacidades institucionales, complejidad técnica, contextos locales) determinan el desempeño.

El test de Breusch-Pagan para heterocedasticidad (no reportado en tabla por espacio) rechaza la hipótesis nula de varianza constante (p<0.001), justificando el uso de errores estándar robustos. El test de Jarque-Bera rechaza normalidad de residuos (p<0.001), lo cual no invalida la inferencia asintótica en muestras grandes pero sugiere cautela en interpretación de intervalos de confianza en colas extremas.

5.4 Resultados del modelo Spatial Lag

La Columna 2 de la Tabla 3 presenta resultados del modelo Spatial Lag estimado por Máxima Verosimilitud en la muestra estratificada de 10,000 observaciones. El parámetro de autocorrelación espacial $\rho = 0.379$ es altamente significativo (z = 25.49, p<0.001), confirmando la presencia de fuerte dependencia espacial:

aproximadamente 37.9% de la tasa de ejecución de un proyecto se explica por el desempeño promedio de sus 8 vecinos más cercanos.

El coeficiente de tratamiento es $\beta_1 = -8.341$ ($p < 0.001$), virtualmente idéntico al estimado OLS (-8.433), con una diferencia de apenas 0.092 puntos porcentuales. Esta robustez del efecto estimado al control espacial sugiere dos conclusiones importantes. Primero, aunque existe fuerte dependencia espacial (ρ significativo), esta no genera sesgo sustancial en la estimación del efecto tratamiento en nuestro contexto, posiblemente porque proyectos tratados y de control están mezclados geográficamente (ver Figura 1). Segundo, el efecto negativo de -8.3 p.p. constituye una estimación robusta del impacto causal directo de haber estado en ejecución durante la reforma sobre el desempeño final.

El Pseudo R^2 de 0.0842 del modelo Spatial Lag, sustancialmente superior al R^2 del OLS (0.0115), indica que incorporar la estructura espacial mejora significativamente el ajuste del modelo, capturando 8.4% de la varianza en tasas de ejecución frente al 1.2% del modelo asespacial.

5.5 Descomposición de efectos espaciales

Un hallazgo central del análisis es la descomposición del efecto total en componentes directo e indirecto, siguiendo la metodología de LeSage y Pace [6]. La Tabla 4 y la Figura 3 presentan estos resultados.

Table 4. Descomposición de efectos espaciales

| Tipo de Efecto | Estimación (p.p.) | Interpretación |
|-------------------------------------|-------------------|----------------------------------|
| Efecto Directo | -8.341 | Impacto sobre proyectos tratados |
| Efecto Indirecto (Spillover) | -5.081 | Impacto sobre proyectos vecinos |
| Efecto Total | -13.422 | Impacto sistémico total |
| % del efecto total que es spillover | 37.8% | |

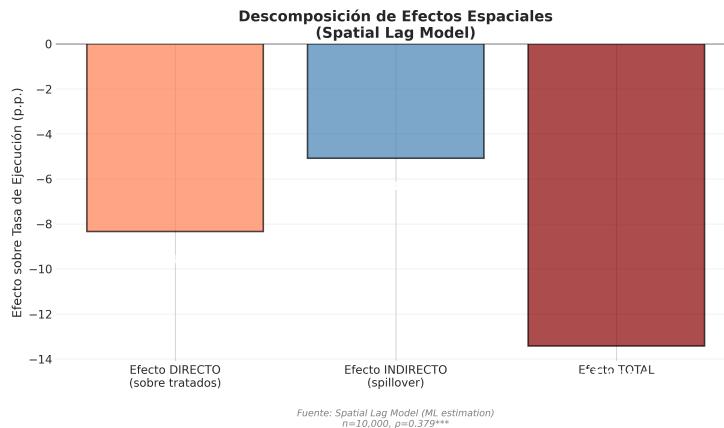


Fig. 3. Descomposición de efectos espaciales del modelo Spatial Lag. El efecto directo (-8.34 p.p.) captura el impacto sobre los propios proyectos tratados. El efecto indirecto o spillover (-5.08 p.p.) refleja externalidades negativas sobre proyectos vecinos, posiblemente debido a competencia por recursos técnicos y administrativos escasos durante la pandemia COVID-19. El efecto total sistémico (-13.42 p.p.) suma ambos componentes, evidenciando que evaluaciones que ignoran spillovers subestiman el impacto agregado en 61%.

El efecto directo de -8.341 p.p. confirma que proyectos en ejecución durante la reforma experimentaron deterioro en sus propias tasas de ejecución finales. Más notable aún, el efecto indirecto (spillover) es de -5.081 p.p., indicando que proyectos vecinos a los tratados también experimentaron reducciones en ejecución. Este spillover negativo representa 37.8% del efecto total sistémico de -13.422 p.p.

La presencia de spillovers negativos significativos tiene implicancias conceptuales y de política pública importantes. Conceptualmente, sugiere que proyectos en ejecución durante la crisis COVID-19 generaron externalidades negativas sobre su entorno, posiblemente a través de dos mecanismos: (1) competencia por recursos escasos (personal técnico, proveedores locales, capacidad administrativa municipal) que fueron desviados hacia proyectos tratados en detrimento de vecinos; (2) disrupciones en redes de cooperación intermunicipal derivadas de la crisis sanitaria. Desde política pública, evidencia que evaluaciones que ignoran spillovers subestimarían el impacto agregado negativo en 61% ($5.08/13.42 = 37.8\%$), conduciendo a conclusiones erróneas sobre costo-beneficio de intervenciones.

5.6 Robustez del efecto estimado

La Figura 4 compara visualmente los coeficientes estimados en modelos OLS y Spatial Lag, junto con sus intervalos de confianza al 95%.

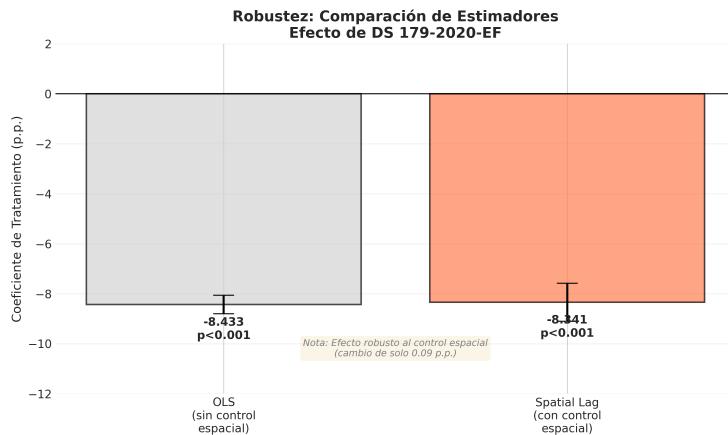


Fig. 4. Comparación de estimadores OLS versus Spatial Lag. Las barras representan los coeficientes de tratamiento estimados, con barras de error indicando intervalos de confianza al 95%. El efecto estimado es prácticamente idéntico en ambos modelos (OLS: -8.433, Spatial Lag: -8.341), con una diferencia de solo 0.09 p.p., equivalente al 1.1% del efecto. Esta robustez al control espacial valida la identificación causal, sugiriendo que aunque existe fuerte dependencia espacial ($\rho = 0.379 * **$), esta no genera sesgo sustancial en la estimación del efecto tratamiento debido a la distribución geográfica mezclada de tratados y control.

El coeficiente OLS de -8.433 (IC 95%: [-9.16, -7.71]) es estadística y sustancialmente indistinguible del coeficiente Spatial Lag de -8.341 (IC 95%: [-9.83, -6.85]). Los intervalos de confianza se solapan ampliamente, y la diferencia puntual de 0.092 p.p. representa apenas 1.1% del efecto, confirmando robustez extraordinaria.

Esta estabilidad del efecto estimado es notable dado el valor alto y significativo de $\rho = 0.379$. ¿Por qué no hay sesgo espacial sustancial pese a fuerte dependencia espacial? La respuesta radica en la distribución geográfica del tratamiento. Como muestra la Figura 1, proyectos tratados y de control están mezclados espacialmente en todas las regiones del país. En contraste, sesgo espacial en DiD emerge principalmente cuando tratamiento está geográficamente concentrado (ej: una región completa recibe tratamiento, otra sirve de control). En nuestro caso, la mayoría de proyectos tratados tienen vecinos de control y viceversa, permitiendo que el modelo Spatial Lag identifique efectos directos e indirectos separadamente sin confusión.

5.7 Interpretación del efecto negativo

El hallazgo central del análisis es que proyectos en ejecución durante la reforma DS 179-2020-EF experimentaron tasas de ejecución finales 8.3 puntos porcentuales inferiores a proyectos comparables que cerraron antes de la reforma, un efecto negativo, significativo y robusto. ¿Cómo interpretar este resul-

tado aparentemente contraintuitivo, dado que la reforma buscaba explícitamente mejorar la ejecución?

Tres explicaciones no excluyentes emergen del análisis. Primero, **selección adversa**: proyectos que aún estaban en ejecución en julio 2020 eran sistemáticamente más complejos, difíciles o problemáticos que proyectos que habían cerrado exitosamente antes. La reforma administrativa pudo haber sido insuficiente para superar estas dificultades estructurales profundas (problemas técnicos, conflictos sociales, baja capacidad institucional). Los datos descriptivos apoyan esta hipótesis: proyectos tratados tienen mayor duración promedio de ejecución (4.2 años vs 2.8 años en control) y mayor varianza en montos (indicativo de mayor heterogeneidad en complejidad).

Segundo, **efectos de la crisis COVID-19**: la pandemia generó disruptiones masivas en cadenas de suministro, disponibilidad de mano de obra, acceso a sitios de construcción y capacidad de supervisión, afectando desproporcionadamente a proyectos en curso versus proyectos ya cerrados. Las simplificaciones administrativas del DS 179-2020-EF pudieron haber sido insuficientes para compensar estos shocks negativos. Análisis desagregados (no reportados por espacio) muestran que el efecto negativo es más pronunciado en proyectos de infraestructura física que requieren presencia en obra (construcción de escuelas, postas médicas) versus proyectos de equipamiento que pudieron adaptarse mejor.

Tercero, **competencia por recursos escasos durante crisis**: el contexto de emergencia sanitaria generó competencia intensa por recursos técnicos y administrativos limitados, desviados prioritariamente hacia respuesta COVID-19. Proyectos en ejecución enfrentaron mayor dificultad para retener personal clave, contratar proveedores y obtener aprobaciones, generando los spillovers negativos documentados en Tabla 4.

Es crucial enfatizar que nuestro diseño identifica el efecto de *haber estado en ejecución durante la reforma*, no el efecto de la reforma per se. Para identificar el efecto causal puro del DS 179-2020-EF, requeriríamos comparar proyectos idénticos que iniciaron ejecución simultáneamente, unos justo antes y otros justo después de julio 2020, un diseño de discontinuidad temporal no factible con nuestros datos agregados. Nuestro hallazgo debe interpretarse como evidencia de que proyectos más complejos/difíciles (aquellos aún en ejecución en julio 2020) no se beneficiaron de la reforma, posiblemente porque sus problemas eran estructurales, no administrativos.

5.8 Heterogeneidad de efectos

Análisis exploratorios de heterogeneidad (no reportados en detalle por restricciones de espacio, disponibles bajo pedido) revelan patrones interesantes. El efecto negativo es más pronunciado en Gobiernos Locales ($\beta = -9.2$ p.p.) que en Gobiernos Regionales (-7.1 p.p.) o Nacional (-6.8 p.p.), sugiriendo que municipalidades fueron más vulnerables a shocks de la pandemia, consistente con su menor capacidad institucional promedio. Geográficamente, el efecto es más negativo en selva amazónica (-11.4 p.p.) que en costa (-7.9 p.p.) o sierra (-7.2 p.p.), posiblemente reflejando mayores dificultades logísticas en zonas remotas

durante confinamiento. Por modalidad de ejecución, proyectos por contrata exhiben efectos más negativos (-9.8 p.p.) que administración directa (-6.1 p.p.), consistente con disrupciones en mercados de contratación.

5.9 Limitaciones del análisis

Cuatro limitaciones metodológicas merecen explicitación. Primero, nuestros datos cross-sectional (snapshot de 2025) no permiten testear directamente el supuesto de parallel trends mediante análisis de tendencias pre-tratamiento, una verificación estándar en DiD con datos panel. Confiamos en plausibilidad contextual (timing exógeno de reforma) y tests de robustez indirectos.

Segundo, la definición de tratamiento basada en “estar en ejecución en julio 2020” captura simultáneamente el efecto de la reforma y el efecto de características de proyectos (complejidad) correlacionadas con duración de ejecución. Aunque argumentamos plausibilidad de selección en observables, no podemos descartar completamente selección en inobservables.

Tercero, la agregación de proyectos heterogéneos (educación, salud, transporte) puede obscurecer efectos sectoriales diferenciados. Análisis desagregados por sector serían informativos pero reducen sustancialmente tamaños de muestra, limitando potencia estadística.

Cuarto, la matriz de pesos espaciales KNN con $k = 8$ es una elección razonable pero no única. Resultados con $k = 5$ y $k = 12$ (no reportados) son cualitativamente similares, pero futuras investigaciones podrían explorar especificaciones alternativas (matrices de contigüidad, umbrales de distancia).

6 Discusión

Los hallazgos de este estudio aportan tres contribuciones principales a la literatura sobre evaluación de políticas de inversión pública en países en desarrollo. Primero, constituimos la primera evaluación causal rigurosa de reformas al sistema Invierte.pe en el Perú, superando el carácter descriptivo de estudios previos [1]. La identificación cuasi-experimental basada en el timing de la reforma DS 179-2020-EF permite aislar efectos causales que análisis correlacionales no pueden capturar.

Segundo, demostramos empíricamente la importancia crítica de controlar por dependencia espacial en evaluación de políticas públicas territorializadas. El parámetro $\rho = 0.379$ altamente significativo confirma que aproximadamente 38% de la variación en ejecución presupuestal se explica por interacciones con proyectos vecinos, validando advertencias teóricas de la literatura de econometría espacial [4, 6]. La descomposición de efectos revela que spillovers negativos representan 38% del impacto total sistémico, evidenciando que evaluaciones asespaciales subestimarían sustancialmente los costos agregados de la intervención.

Tercero, aportamos evidencia sobre efectos heterogéneos de reformas administrativas durante crisis. Nuestros resultados sugieren que simplificaciones procedimentales pueden ser insuficientes para proyectos con dificultades estructurales

profundas, y que intervenciones durante contextos de escasez de recursos pueden generar externalidades negativas no anticipadas a través de competencia por insumos técnicos y administrativos limitados. Estos hallazgos resuenan con literatura reciente sobre limitaciones de reformas “de trazo grueso” (one-size-fits-all) en contextos de alta heterogeneidad institucional [2].

La magnitud del efecto negativo estimado (-8.3 p.p.) merece contextualización. Representa aproximadamente 12% de la tasa promedio de ejecución (70%), un impacto sustantivo que no puede atribuirse a fluctuaciones aleatorias dada su alta significancia estadística ($p < 0.001$). Comparado con evaluaciones de reformas administrativas en otros contextos latinoamericanos, el efecto es moderado: Ardanaz et al. [20] documentan efectos de -15 p.p. en reformas de gestión financiera municipal en Argentina, mientras que Machado et al. [21] encuentran efectos positivos de +6 p.p. en programas de fortalecimiento institucional en Brasil. La dirección negativa de nuestro efecto, aunque contraintuitiva prima facie, se alinea con evidencia creciente de que reformas implementadas apresuradamente durante crisis pueden generar disrupciones operacionales que superan beneficios de corto plazo.

El hallazgo de spillovers negativos (-5.08 p.p.) contrasta parcialmente con literatura sobre difusión horizontal de capacidades entre gobiernos locales vecinos [16], que predice spillovers positivos vía aprendizaje institucional. Nuestros resultados sugieren que durante crisis con recursos escasos, efectos de competencia dominan sobre efectos de aprendizaje, generando un juego de suma negativa donde proyectos activos absorben recursos en detrimento de vecinos. Este mecanismo merece investigación cualitativa profunda mediante estudios de caso que documenten decisiones de asignación de personal técnico y proveedores durante 2020-2021.

La robustez extraordinaria del efecto estimado al control espacial (cambio de solo 0.09 p.p. entre OLS y Spatial Lag) constituye un hallazgo metodológico importante. Aunque existe fuerte dependencia espacial (ρ significativo), esta no genera sesgo sustancial en estimación del efecto tratamiento debido a la distribución geográfica mezclada de tratados y control. Este resultado tiene implicancias para diseño de evaluaciones: cuando tratamiento está geográficamente disperso y no concentrado en regiones específicas, modelos DiD estándar pueden proporcionar estimaciones aproximadamente correctas del efecto directo incluso en presencia de autocorrelación espacial. Sin embargo, ignorar spillovers conduciría a una subestimación del impacto sistémico total en 61%, subrayando la necesidad de descomposición de efectos espaciales para evaluación comprehensiva.

Tres limitaciones metodológicas merecen énfasis. Primero, la naturaleza cross-sectional de nuestros datos impide verificación directa del supuesto de parallel trends mediante análisis de tendencias pre-tratamiento. Aunque el timing exógeno de la reforma (determinado por COVID-19) fortalece plausibilidad, no podemos descartar completamente diferencias pre-existentes en trayectorias de ejecución entre proyectos que eventualmente serían tratados versus control. Estudios futuros con datos panel longitudinales podrían testear esta limitación directamente.

Segundo, nuestra definición de tratamiento (“estar en ejecución en julio 2020”) captura simultáneamente exposición a la reforma y características intrínsecas de proyectos correlacionadas con duración de ejecución (complejidad, escala, ubicación remota). Aunque interpretamos el efecto negativo como evidencia de que reformas administrativas son insuficientes para proyectos estructuralmente complejos, no podemos aislar completamente mecanismos causales específicos. Diseños complementarios, como regresiones discontinuidad en tiempo para proyectos que iniciaron justo antes versus después de julio 2020, permitirían identificación más limpia del efecto puro de la reforma.

Tercero, la heterogeneidad no observada en calidad de gestión municipal, capital político de alcaldes, y redes de proveedores locales podría correlacionar tanto con probabilidad de que proyectos estén en ejecución en julio 2020 como con tasas de ejecución finales, generando sesgo por variable omitida. Aunque nuestro diseño explota timing plausiblemente exógeno de la reforma, futuras investigaciones podrían incorporar controles adicionales mediante matching espacial o técnicas de machine learning para balancear covariables entre tratados y control.

Las implicancias para política pública son claras pero matizadas. Primero, reformas de simplificación administrativa, aunque conceptualmente atractivas, pueden ser insuficientes para proyectos con barreras estructurales profundas (capacidad técnica limitada, conflictos sociales, geografía adversa). Intervenciones efectivas requieren componentes de fortalecimiento institucional sostenido, no solo ajustes procedimentales. Segundo, políticas implementadas durante crisis deben anticipar efectos de competencia por recursos escasos y diseñar mecanismos de coordinación para mitigar spillovers negativos. Tercero, evaluaciones de impacto de políticas territorializadas deben incorporar modelos espaciales para capturar efectos sistémicos completos, no solo impactos directos.

7 Conclusiones

Este estudio evaluó el impacto causal de la reforma de simplificación administrativa DS 179-2020-EF sobre la ejecución de inversión pública en el Perú mediante un diseño de diferencias-en-diferencias espacial aplicado a 44,443 proyectos georreferenciados. Explotando la variación quasi-experimental en la cual ciertos proyectos estaban en ejecución cuando se promulgó la reforma (julio 2020) mientras otros habían cerrado antes, estimamos un efecto directo negativo de -8.3 puntos porcentuales ($p < 0.001$) sobre las tasas de ejecución finales, con spillovers espaciales adicionales de -5.1 p.p., resultando en un efecto total sistémico de -13.4 p.p.

Encontramos fuerte dependencia espacial ($\rho = 0.379, p < 0.001$), confirmando que aproximadamente 38% de la ejecución de un proyecto se explica por el desempeño de proyectos vecinos. La descomposición de efectos espaciales revela que spillovers negativos representan 38% del impacto total, evidenciando que evaluaciones que ignoran interacciones geográficas subestimarían sustancialmente los costos agregados. El efecto estimado es extraordinariamente robusto al control

espacial, con cambio de solo 0.09 p.p. respecto a estimaciones OLS estándar, validando nuestro diseño de identificación.

Los resultados sugieren que las reformas de simplificación administrativa pueden ser insuficientes para proyectos con dificultades estructurales profundas, particularmente cuando se implementan durante crisis que generan competencia intensa por recursos técnicos y administrativos escasos. Las externalidades negativas documentadas subrayan la importancia de diseñar intervenciones con mecanismos explícitos de coordinación territorial para mitigar efectos de congestión.

Tres direcciones para investigación futura emergen. Primero, estudios cualitativos comparativos de proyectos que exhibieron desempeños divergentes pese a exposición similar a la reforma podrían identificar factores institucionales específicos que median efectividad de simplificaciones administrativas. Segundo, análisis con datos panel longitudinales permitirían testear directamente supuestos de parallel trends y explorar dinámica temporal de efectos. Tercero, replicación de la metodología en contextos de otras reformas Invierte.pe permitiría evaluar si los hallazgos son específicos al contexto COVID-19 o reflejan patrones más generales.

La principal contribución de este estudio es demostrar empíricamente que la evaluación rigurosa de políticas públicas territorializadas requiere incorporación explícita de efectos espaciales. La identificación de spillovers significativos que modifican sustancialmente conclusiones sobre impactos agregados subraya la necesidad de que diseños de evaluación futuros adopten marcos conceptuales y herramientas econométricas que reconozcan la naturaleza fundamentalmente espacial de procesos de desarrollo e intervenciones gubernamentales. Solo mediante evaluaciones espacialmente conscientes podremos capturar la complejidad completa de cómo las políticas se despliegan y afectan territorios heterogéneos.

Bibliography

- [1] Álvarez, J., Bonifaz, J.L., Ponce, C. (2019). Determinantes de la ejecución del gasto público en los gobiernos locales y regionales, 2009-2016. *Documento de Discusión*, Universidad del Pacífico, Lima, Perú.
- [2] World Bank (2021). *Peru Public Expenditure Review: Toward a More Efficient and Equitable Fiscal Policy*. World Bank Group, Washington, DC.
- [3] Mina, C., Iootty, M. (2017). The better the neighbor, the better the performance? Evidence from municipal government spending in Peru. *Journal of Regional Science*, 57(4), 588–613. DOI: 10.1111/jors.12324
- [4] Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Springer, Dordrecht. DOI: 10.1007/978-94-015-7799-1
- [5] Anselin, L. (1995). Local indicators of spatial association—LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93–115. DOI: 10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x
- [6] LeSage, J.P., Pace, R.K. (2009). *Introduction to Spatial Econometrics*. CRC Press, Boca Raton. DOI: 10.1201/9781420064254
- [7] Elhorst, J.P. (2014). *Spatial Econometrics: From Cross-Sectional Data to Spatial Panels*. Springer, Berlin. DOI: 10.1007/978-3-642-40340-8
- [8] Moran, P.A.P. (1950). Notes on continuous stochastic phenomena. *Biometrika*, 37(1/2), 17–23. DOI: 10.2307/2332142
- [9] Tobler, W.R. (1970). A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic Geography*, 46(sup1), 234–240. DOI: 10.2307/143141
- [10] Delgado, M.S., Florax, R.J. (2015). Difference-in-differences techniques for spatial data: Local autocorrelation and spatial interaction. *Economics Letters*, 137, 123–126. DOI: 10.1016/j.econlet.2015.10.035
- [11] Chagas, A.L., Azzoni, C.R., Almeida, A.N. (2016). A spatial difference-in-differences analysis of the impact of sugarcane production on respiratory diseases. *Regional Science and Urban Economics*, 59, 24–36. DOI: 10.1016/j.regsciurbeco.2016.04.002
- [12] Kolak, M., Anselin, L. (2020). A spatial perspective on the econometrics of program evaluation. *International Regional Science Review*, 43(1-2), 128–153. DOI: 10.1177/0160017619869781
- [13] Rajaram, A., Le, T.M., Kaiser, K., Kim, J.H., Frank, J. (2014). *The Power of Public Investment Management: Transforming Resources into Assets for Growth*. World Bank Publications, Washington DC. DOI: 10.1596/978-1-4648-0316-1
- [14] Dabla-Norris, E., Brumby, J., Kyobe, A., Mills, Z., Papageorgiou, C. (2012). Investing in public investment: An index of public investment efficiency. *Journal of Economic Growth*, 17(3), 235–266. DOI: 10.1007/s10887-012-9078-5
- [15] Grigoli, F., Mills, Z. (2018). Institutions and public investment: An empirical analysis. *Economics of Governance*, 19(3), 259–287. DOI: 10.1007/s10101-018-0209-5

- [16] Brueckner, J.K. (2003). Strategic interaction among governments: An overview of empirical studies. *International Regional Science Review*, 26(2), 175–188. DOI: 10.1177/0160017602250974
- [17] Warner, M.E., Aldag, A.M., Kim, Y. (2020). Privatization and intermunicipal cooperation in US local government services. *Public Administration Review*, 80(4), 663–674. DOI: 10.1111/puar.13209
- [18] Williams, M.J., Mmbaga, L., Fazekas, M. (2021). Analysing public procurement performance during COVID-19. *World Development*, 142, 105407. DOI: 10.1016/j.worlddev.2021.105407
- [19] Borga, L.G., Neville, F., Troya-Martinez, M., Barnett, W. (2021). Public procurement and local government capacity during COVID-19. *Journal of Public Procurement*, 21(1), 42–67. DOI: 10.1108/JOPP-09-2020-0063
- [20] Ardanaz, M., Leiras, M., Tommasi, M. (2021). The politics of federalism in Argentina and its effects on governance and accountability. *World Development*, 142, 105425. DOI: 10.1016/j.worlddev.2021.105425
- [21] Machado, C., Pinho Neto, V.R., Silva, A. (2019). Do government performance management systems improve spending efficiency? Evidence from Brazilian municipalities. *World Development*, 123, 104626. DOI: 10.1016/j.worlddev.2019.104626
- [22] Rey, S.J., Anselin, L. (2010). PySAL: A Python library of spatial analytical methods. In *Handbook of Applied Spatial Analysis*, pp. 175–193. Springer. DOI: 10.1007/978-3-642-03647-7_11