



Sembrando Vida: una evaluación de impacto sobre la cobertura forestal

*Sembrando Vida: An Impact
Assessment on Forest Cover*

Pablo Pérez Ponciano
pablo.perez@alumnos.cide.edu
Centro de Investigación y Docencia Económicas
ORCID: 0009-0000-1670-4238

Irvin Rojas
irvin.rojas@cide.edu
Centro de Investigación y Docencia Económicas
ORCID: 0000-0002-3173-3106

Resumen

Abordar los problemas interrelacionados entre la pérdida de biodiversidad y la pobreza requiere un enfoque integral e integrado de políticas. El programa federal Sembrando Vida (sv) en México busca abordar ambos desafíos mediante la implementación de medidas para restaurar la cobertura forestal y aliviar la pobreza. Sin embargo, carece de indicadores sólidos y evaluaciones de impacto, lo que dificulta una comprensión completa de su efectividad. Este estudio busca estimar el impacto del programa en la cobertura forestal al nivel municipal en Chiapas, utilizando imágenes satelitales y datos administrativos en conjunto con metodologías cuasiexperimentales. Como resultado, se identifica que el impacto promedio al nivel municipal oscila entre -1166 y -1524 ha de forma consistente para las diversas definiciones de penetración de sv.

Palabras clave: cobertura forestal, pobreza, evaluación de impacto, metodologías cuasiexperimentales, conservación ambiental.

Abstract

Addressing the interrelated issues of biodiversity loss and poverty requires a comprehensive and integrated policy approach. The Sembrando Vida (sv) program in Mexico aims to tackle both challenges by implementing measures to restore forest cover and alleviate poverty. However, the program lacks robust indicators and impact evaluations, making it difficult to fully understand its effectiveness. This study seeks to estimate the impact of the Sembrando Vida program on municipal-level forest cover in Chiapas by using satellite imagery and administrative data combined with quasi-experimental methodologies. The findings reveal that the average municipal-level impact consistently ranges between -1,166 and -1,524 hectares across various definitions of the sv program's penetration.

Keywords: forest cover, poverty, impact evaluation, quasi-experimental methodologies, environmental conservation.

JEL: O13, O22, Q58

Fecha de recepción: 9 de septiembre de 2024.

Fecha de aceptación: 17 de diciembre de 2024.

1. Introducción¹

México es uno de los países que cuenta con mayor diversidad de flora y fauna, con 70% de los animales y las plantas del mundo. En buena medida, esto es consecuencia de la gran superficie de su territorio y posición geográfica. Al mismo tiempo, la accidentada orografía del país ha dado lugar a un sinnúmero de microclimas que albergan gran parte de la biodiversidad. A pesar de la dotación natural y los esfuerzos para conservarla, se dio a conocer, a finales de 2021, que existen 122 zonas forestales en estado crítico por distintos ilícitos que han sido identificados en 20 estados de la República mexicana. Algunos de estos delitos son tala clandestina, lavado de madera, extracción de madera sana, sobreexplotación de los recursos forestales, incumplimiento de programas de manejo, cambio de uso de suelo, incendios forestales provocados y delincuencia organizada.

Paralelamente, México ha enfrentado históricamente altos niveles de pobreza. De acuerdo con el Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (Coneval), en 2020, 43.9% de la población (55.7 millones de personas) se encontraba en pobreza y 52.8% de la población (66.9 millones de personas), por debajo de la línea de pobreza por ingreso. A pesar de los intentos por reducir la pobreza por medio de políticas públicas, como el caso del programa Prospera en sus distintas etapas, la carencia ha sido una constante en la realidad mexicana.

La pérdida de biodiversidad y la pobreza están estrechamente relacionadas, concentrándose en gran medida en las regiones rurales. Por esta razón, el contexto llama a adoptar medidas integrales que aborden ambas problemáticas con una sola política. De hecho, esto se alinea con los objetivos y las metas del desarrollo sostenible, que promueven una visión integral y multidimensional para enfrentar los desafíos socioambientales. Ante la falta de una buena comprensión de la relación entre pobreza y pérdida de biodiversidad, la implementación de política pública sin fundamentos robustos podría desembocar en la mala asignación de recursos con efectos adversos inesperados.

En este contexto, el programa federal Sembrando Vida (sv) se ha implementado desde 2019 como una medida integral para combatir la pobreza y la degradación ambiental.² El gobierno de México ha destinado una buena cantidad de recursos a su

¹ El procesamiento de las imágenes de satélite, la construcción de *buffers* y el recorte al nivel municipal fueron realizados en el GEOLab del Departamento de Economía de la Universidad Iberoamericana, usando ArcGIS.

² Desde la implementación de sv en 2019 hasta el presente año, en las Reglas de Operación del Programa (ROP), la recuperación de la cobertura forestal se ha pronunciado como un objetivo refrendado año con año.

funcionamiento, duplicando su presupuesto entre 2019 y 2023. En relación con otros programas, sv es uno de los nueve prioritarios, con mayor presupuesto después de la Pensión para el Bienestar de las Personas Adultas Mayores. En conjunto, el “Programa Bienestar de las Personas Adultas Mayores”, el “Programa Pensión para el Bienestar de las Personas con Discapacidad” y el “Programa Sembrando Vida” durante 2022 y 2023 absorbieron el 96.2% y 97.2% del presupuesto total del Ramo 20, respectivamente, de acuerdo con la Cámara de Diputados (2023).

El programa sv carece de indicadores y evaluaciones de impacto hasta el momento. Asimismo, son limitados los antecedentes de este tipo de políticas públicas y, por lo tanto, su probable impacto es más bien desconocido en términos de pobreza y de conservación. El presente trabajo tiene por objeto estimar el impacto de sv sobre la cobertura forestal en los municipios que han sido expuestos al programa en el estado de Chiapas; en consecuencia, este trabajo dialoga con la literatura que estudia el impacto ambiental de los programas sociales. Con este fin se emplean datos administrativos, imágenes satelitales procesadas y se recurre al método de diferencia en diferencias (DiD) como principal estrategia empírica, pues permite aprovechar la variación temporal y espacial que surge del despliegue del programa en las entidades federativas.

El resto del presente trabajo de investigación está organizado como sigue. En la sección 2 se presenta la literatura que ha surgido sobre la asistencia social, con el fin de comprender la naturaleza del programa. También se revisan estudios sobre cobertura forestal y pobreza desde un enfoque teórico, al igual que empírico. La sección 3 tiene como objeto presentar los pormenores de la intervención, que en este caso es sv, y algunas de las complicaciones que se han observado en su implementación. En la sección 4 se discute la metodología que se emplea para identificar el impacto que tuvo sobre la cobertura forestal. En particular, se presenta brevemente en qué consiste el método de DiD y por qué es conveniente esta aproximación. La sección 5 se enfoca en mostrar los datos que serán utilizados. En un primer momento, se ofrece una breve explicación acerca de cómo se obtiene el despliegue del programa al nivel nacional y se explora su comportamiento. En un segundo momento, se explica la fuente y el cálculo de la cobertura forestal. La sección 6 contiene el análisis de los resultados y en la 7 se presentan las conclusiones.

2. Revisión de literatura

Esta revisión explora la naturaleza de sv y los mecanismos subyacentes a la conciliación de sus objetivos sociales y ambientales. El programa se basa en la premisa de que la mejora en el estatus socioeconómico de los grupos más vulnerables puede lograrse a través de actividades de conservación, asumiendo una relación empírica entre pobreza y biodiversidad. Sin embargo, la coexistencia de pobreza y pérdida de biodiversidad ha sido poco estudiada, lo que sugiere la necesidad de una mayor investigación teórica y empírica.

2.1 Programas sociales: transferencias condicionadas y pagos por servicios ambientales

En México, sv tiene un doble objetivo: reducir la pobreza y promover la conservación del medio ambiente. Esta combinación de objetivos lo distingue de otros programas sociales que tradicionalmente han abordado estos temas de manera separada, como Prospera y los pagos por servicios ambientales (PES, por sus siglas en inglés). De acuerdo con Adams et al. (2004), las medidas encaminadas al cuidado ambiental son más bien recientes y aún más su combinación con el combate de la pobreza. Asimismo, estos autores sostienen que, en el siglo XIX, la creación de áreas protegidas respondió, frecuentemente, a la pérdida de biodiversidad, lo cual derivó en mayor pobreza y la violación de derechos humanos. No fue sino hasta principios del siglo XX que los responsables de políticas públicas reconocieron que aliviar la pobreza era crucial para la conservación ambiental.

La concepción de las dimensiones ambientales en el desarrollo económico determina en gran medida la viabilidad de implementar soluciones integrales. Hacia el siglo XX, la visión predominante era buscar el mayor crecimiento económico y dejar los problemas ambientales para la posterioridad, puesto que el crecimiento económico conduciría al desarrollo de tecnologías más limpias (Grossman y Krueger, 1995). De tal forma que se esperaba observar una curva de Kuznetz ambiental en las economías industrializadas.³ Críticos de este enfoque, tales como Adams (2020) y Sanderson y Redford (2004), comenzaron a concentrarse en las fallas sociales y ambientales, lo cual derivó en el concepto de desarrollo sustentable, que más adelante incorporó elementos como

³ La curva ambiental de Kuznets sugiere que la degradación ambiental aumenta inicialmente con el crecimiento económico, pero después de alcanzar un cierto nivel de ingresos, el crecimiento adicional conduce a una mejora en el medio ambiente.

justicia, equidad y erradicación de la pobreza. Para Adams et al. (2004) esta discusión persiste, ya que aún existen tanto adeptos como escépticos en torno a las soluciones integrales debido a la falta de evidencia empírica que sustente la visión de *pro-poor conservation*. En este sentido, en la siguiente sección se establece un marco conceptual para el diseño de sv, a partir del cual se desentrañan los mecanismos mediante los cuales podrían conciliarse los objetivos sociales y ambientales del programa federal.

2.2 Asistencia social y conservación ambiental

Según Norton et al. (2020), la asistencia social se refiere a las transferencias dirigidas a grupos empobrecidos y marginados, con el fin de reducir su vulnerabilidad y mejorar su estatus socioeconómico. En los países de ingresos bajos y medianos, este tipo de asistencia se ha materializado, principalmente, a través de transferencias monetarias y en especie, así como en la oferta de empleos orientados a la creación de infraestructura pública. En este contexto, Martin Persson y Alpízar (2013) destacan dos enfoques de asistencia social que promueven la inversión en capital social y ambiental: las transferencias condicionadas (CCT, por sus siglas en inglés) y los PES. Mientras que las CCT están generalmente vinculadas a incentivos como la asistencia escolar, los PES condicionan a los productores agrarios a adoptar mejores prácticas en el uso del suelo, lo que refleja un enfoque ambiental.

En los últimos años, el gasto en asistencia social ha experimentado un aumento en los países en desarrollo, al igual que la implementación de las CCT y los PES (Martin Persson y Alpízar, 2013; Norton et al., 2020). Frente a la crisis ambiental y la urgente necesidad de acción, autores como Norton et al. (2020) abogan por una integración de la asistencia social en esquemas de empleo, que contribuyan a reducir el impacto ambiental. Estos programas tienen la virtud de abordar simultáneamente la pobreza y la crisis ambiental, ofreciendo además una mayor diversidad de herramientas de política pública. Sin embargo, advierten que la flexibilidad de estos programas requiere un diseño adecuado y una coordinación eficiente entre las instituciones encargadas de su implementación.

A favor de este enfoque, Norton et al. (2020) presentan ejemplos de programas de asistencia social en países como India, Etiopía y México, los cuales combinan la provisión de empleo con el objetivo de generar un impacto ambiental positivo. En conclusión, argumentan que la mayoría de estos programas surge en respuesta a la necesidad de asistir a las poblaciones afectadas por desastres naturales, buscando reducir la vulnerabilidad social mientras contribuyen al capital natural

y proporcionan servicios ambientales. No obstante, subrayan que para ser efectivos deben pasar por un proceso para mejorar la coordinación entre los ministerios y departamentos gubernamentales, a fin de evitar la duplicidad de esfuerzos y garantizar el apoyo técnico durante su implementación.

2.3 Pobreza y deforestación

El programa sv no sigue el esquema estándar de un programa de asistencia social, ya que las transferencias son condicionadas al cumplimiento de un plan de manejo del suelo, a pesar de que su objetivo principal es combatir la pobreza, con la conservación ambiental como un objetivo secundario. Si bien a primera vista pareciera que su propósito no está alineado con las condiciones que pone sobre los beneficiarios, en esta sección se profundiza en la relación pobreza-deforestación para comprender la lógica del programa.

Adams et al. (2004) proveen una tipología conceptual de las relaciones entre la reducción de la pobreza y la conservación. El primer enfoque considera que la conservación y la pobreza pertenecen a ámbitos independientes y por lo tanto las políticas públicas no deben combinarse. De lo contrario, argumentan que podrían derivar en problemas como asignación ineficiente de recursos. El segundo posicionamiento juzga que la pobreza es una restricción para la conservación del medio ambiente. Por ello, las políticas públicas de este carácter se vuelcan a reducir la pobreza con miras a una conservación más efectiva. El tercer punto de vista reconoce que el cuidado del medio ambiente no debería aumentar la pobreza o socavar los medios de sustento de las personas en situación de pobreza. El último posicionamiento surge a partir de que el sustento de los grupos más vulnerables depende de forma importante del ecosistema. Con esto, es posible mejorar su estatus socioeconómico por medio de la conservación del medio ambiente.

Por su parte, Barrett et al. (2011) señalan que la pérdida de biodiversidad y la persistencia de la pobreza extrema parecen estar íntimamente relacionados, por el hecho de que estos fenómenos coinciden geográficamente con las regiones rurales, donde los medios de subsistencia dependen del capital natural, como lo son bosques, pastizales, suelos, agua y vida silvestre. Los autores proponen cuatro mecanismos para formalizar la relación entre biodiversidad y pobreza a partir de los conceptos y términos de sistemas dinámicos: (i) la dependencia de los hogares en recursos naturales no renovables y la retroalimentación negativa en términos de productividad por la sobreexplotación, (ii) las vulnerabilidades compartidas, como choques exógenos que afectan ambos sistemas (iii) el mal diseño institucional, que puede

fomentar comportamientos destructivos en el ecosistema, y (iv) las consecuencias no previstas debido a la complejidad del sistema, como la transmisión de nuevas enfermedades por el mayor contacto con especies desplazadas por la deforestación.

De esta manera, sv reconoce que la lucha contra la pobreza es fundamental para mejorar los medios de vida de los hogares y, al mismo tiempo, para lograr una conservación ambiental más efectiva. En línea con ello, las Reglas de Operación del Programa (ROP) consideran la conservación de los suelos como un objetivo secundario, subordinada a la mejora de las condiciones socioeconómicas de las comunidades beneficiarias. Además, sv enfatiza la importancia de la gestión local de los recursos comunitarios, promoviendo prácticas que equilibren el aprovechamiento económico con la sostenibilidad ecológica, garantizando así el mantenimiento de los rendimientos de especies clave para la subsistencia y el desarrollo local.

2.4 Relación microeconómica y mecanismos causales

A pesar de que no se ha alcanzado un consenso sobre la relación entre pobreza y conservación y en paralelo con la perspectiva de Barrett et al. (2011), autores como Ferraro y Simorangkir (2020) y Gilliland et al. (2019) identifican mecanismos que podrían mediar entre las transferencias y la deforestación desde un enfoque económico. Ellos parten de que las transferencias representan un choque positivo sobre el ingreso de los hogares y a partir de ello derivan conclusiones alrededor del consumo y la vulnerabilidad de los hogares.

Por el lado de la demanda, consideran que, si un hogar recibe transferencias, esto se traduce en un mayor ingreso, lo cual podría estimular el consumo al nivel local, presionando la demanda de bienes. Ahora bien, resaltan que los hogares pueden demandar *bienes intensivos en bosque, recursos ambientales y bienes producidos en el mercado*. Con esto, si la elasticidad ingreso de los bienes intensivos de bosque es mayor a la elasticidad ingreso de los recursos ambientales, la deforestación aumentará. Detallan que, en particular, la deforestación podría incrementarse si la producción local aumenta 1 a 1 con la demanda, lo cual sucede en localidades aisladas o con escasa infraestructura vial.

Por el lado de la oferta, los autores señalan que un aumento del ingreso hace menos probable que los hogares tengan que sobreexplotar los recursos naturales ante choques económicos negativos. Adicionalmente, mencionan otros factores que podrían ser catalizadores de una mayor deforestación. Tal es el caso de un andamiaje institucional débil, ya que ello deriva en que los recursos naturales

quedan expuestos a la sobreexplotación. También mencionan que las transferencias podrían generar un sentido de reciprocidad y escrutinio que podría disminuir la deforestación.

Existe evidencia empírica que sustenta estos mecanismos; por ejemplo, Avalos (2016) encuentra una elasticidad ingreso de 0.75 para bienes de consumo, empleando la Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). Mientras que Alix-García et al. (2013) proveen evidencia empírica de estos mecanismos utilizando el despliegue del programa mexicano Prospera. Allí muestra que la demanda de bienes como la leche y la carne, cuya producción es intensiva en bosques, aumenta generando mayor deforestación, sobre todo en localidades con baja integración.

En todo caso, el diseño del programa federal sv puede fundamentarse en la teoría y los resultados empíricos de la literatura; sin embargo, su efecto sobre la cobertura depende de su implementación, por lo que debe ser evaluado. Al respecto, la investigación de Ferraro y Simorangkir (2020) resulta informativa, pues allí estudian el despliegue de un programa social en Indonesia y encuentran que este redujo la pérdida de cobertura forestal en 30 puntos porcentuales. A diferencia de sv, el programa que analizan los autores no está vinculado directamente con la conservación del medio ambiente.

En México, las investigaciones sobre el impacto de programas de pago por servicios ambientales (psa) han generado evidencia relevante, pero también han revelado limitaciones en su diseño y alcance. Por ejemplo, Reyes-Hernández (2023) analiza que estos programas de psa priorizan regiones con altos niveles de pobreza, mientras que gran parte de la deforestación ocurre en áreas con bajos niveles de pobreza. Su estudio concluye que no han sido efectivos para reducir la deforestación, ya que las tasas de pérdida de cobertura forestal son similares entre ejidos y propiedades privadas, independientemente de su participación en estos programas. En el caso específico de sv, Gonzalez-Moctezuma y Rhemtulla (2024) evalúan su eficacia en la selección de beneficiarios, encontrando que, aunque este ha logrado atender a los sectores más pobres, no ha llegado a regiones con alta pérdida de cobertura forestal ni a áreas clave para la restauración de la biodiversidad. Por otro lado, la evaluación cualitativa realizada por el Coneval (2024) resalta que sv ha contribuido a mejorar las condiciones de vida de las personas beneficiarias en el corto plazo, aunque sus efectos son limitados en los sectores más vulnerables y en pobreza extrema.

Asimismo, Warman et al. (2021) compararon la pérdida de cobertura forestal al nivel municipal en los municipios donde se implementó sv contra la pérdida promedio en los cinco años previos. Con ello, encuentran un “exceso de pérdida” de cobertura forestal de 72 839 ha y se lo atribuyen a la presencia del programa federal sv. También realizaron un análisis de potencial de captura de carbono y las primeras estimaciones de la potencial mitigación del programa muestran una pérdida inicial de entre 5.7 y 8.9 millones de toneladas de CO². Más aún, encuentran que la pérdida de cobertura forestal se focalizó en 22 municipios en regiones vulnerables al cambio climático, y que son de gran relevancia por su biodiversidad. No obstante, no lograron identificar una correlación clara entre el número de beneficiarios y la pérdida de cobertura forestal al nivel municipal.

A diferencia de los trabajos previos, este estudio es pionero en evaluar el impacto ambiental de sv utilizando imágenes satelitales como un indicador alternativo para medir la deforestación. Esta aproximación, aunque no exenta de desafíos metodológicos, representa una propuesta novedosa y costo-eficiente para realizar evaluaciones de impacto en programas de desarrollo rural. Los hallazgos de este artículo no solo complementan la evidencia existente, sino que también abren nuevas oportunidades para integrar herramientas tecnológicas en el análisis de políticas públicas ambientales en México.

2.5 La intervención: Sembrando Vida

En 2019, sv surge como un programa federal enfocado en las zonas rurales, regiones ricas en biodiversidad que, en las últimas décadas, han experimentado un proceso significativo de deforestación. Además, estas áreas rurales presentan los mayores índices de pobreza. Dado que el objetivo del programa es atender la pobreza alimentaria y la degradación ambiental, la incorporación de estas regiones ha sido una prioridad, de acuerdo con las ROP.

Así, sv combina la intervención contra la pobreza con la preservación de formas de cultivo tradicionales y el desarrollo sustentable, tal como se menciona en el documento *Diagnóstico y Propuesta de Atención Sembrando Vida* (Secretaría de Bienestar, 2021a). Esta combinación de objetivos es una innovación de políticas públicas en México. Por ello, ante el gran despliegue de recursos, es importante dar cuenta de la eficacia del programa para cumplir sus objetivos.

El diseño retoma diversas experiencias para el desarrollo del entorno rural al nivel internacional, según el documento mencionado. Una de las referencias es el Plan Trifinio entre las Repúblicas de El Salvador, Guatemala y Honduras.

El acuerdo buscaba desarrollar un proceso de gestión del ambiente y territorio, con el fin de mejorar las condiciones de vida de las comunidades fronterizas de estos países. Los esfuerzos se materializaron en la implementación de un programa de bosques y aguas con campesinos de seis microcuencas mediante el establecimiento de Sistemas Agroforestales (SAF) de café, aguacate hass y melocotón. Otras experiencias relevantes para sv provienen de Perú, donde se realizaron capacitaciones para el manejo de especies forestales y para la instalación de viveros comunitarios, con el fin de reducir la presión y la explotación de los recursos naturales. De igual forma, sv puede considerarse como parte de los programas *Graduation Approach*, en Bangladés, que proporciona a hogares en situación de pobreza extrema un activo productivo, capacitación, entrenamiento, acceso al ahorro y apoyo. Con ello se busca que tengan acceso a una fuente de autoempleo y mejorar su bienestar.

El programa sv promueve el uso de sistemas productivos agroforestales, que consisten en la intercalación de árboles maderables con árboles frutales o milpas. De tal forma que, en una parcela de 2.5 ha, 1.5 ha corresponden a plantaciones y 1 ha a cultivo de alimentos. Conforme a las ROP se debe a que esta composición incrementa la productividad de los sistemas agrícolas, reduce los insumos de producción, al igual que los costos de producción. Al mismo tiempo, permite diversificar la producción, mediante el aprovechamiento de los árboles y otras especies leñosas perennes. En particular, la intervención de sv consiste en incentivar el establecimiento de sistemas agroforestales por medio de transferencias condicionadas al cumplimiento de un plan de trabajo diseñado por un técnico. El apoyo económico se plantea como una remuneración por las actividades del programa y consiste en \$5 mil mensuales, de los cuales \$500 son destinados como ahorro a una institución financiera y pueden ser retirados una vez que se cumplen tres años de haber ingresado al programa.⁴ Otro componente consiste en el acompañamiento social para coordinar acciones y la solución de problemas detectados en los Centros de Aprendizaje Campesino (CAC), donde se congregan grupos de 25 beneficiarios para intercambiar experiencias. Por último, los beneficiarios también tienen acceso a apoyos económicos complementarios y en especie para poder llevar a cabo los planes de trabajo.

La población objetivo del programa son productores agrarios mayores de edad que habitan en localidades rurales; en particular prioriza aquellos municipios

⁴ Esto cambió en las Reglas de Operación del Programa Sembrando Vida de 2023; el apoyo económico aumentó a \$6 mil y las aportaciones al fondo de ahorro dejaron de ser obligatorias.

con niveles de rezago social medio, alto y, muy alto de acuerdo con el Índice Rezago Social de 2015.⁵ Además, los productores deben contar con tierras que cumplan con los siguientes requisitos, entre otros:

- 2.5 ha disponibles para establecer sistema agroforestal. Incluso tierras sujetas a un contrato de aparcería, pero sin pagos en numerario entre las partes.⁶
- La distancia entre la localidad y la unidad de producción no puede ser mayor a 20 km por las vías de comunicación de uso común.
- No deben existir signos de tumba, roza y quema ni tala de árboles en los días inmediatos previos.

Es importante recalcar que los productores deben cumplir con los planes de trabajo acordados con los técnicos y atender a las reuniones de cada mes en los CAC. Aquellos que no cumplen con sus obligaciones como beneficiarios son penalizados con la suspensión o la cancelación de los beneficios del programa. Dados los objetivos, prioriza la cobertura de 20 entidades federativas, las cuales se han ido incorporando en bloque cada año. Las entidades que participan en sv son agrupadas de la siguiente forma:

- Región Veracruz-Huasteca: Acayucan, Papantla, Córdoba, Tantoyuca, Hidalgo, Tamaulipas y San Luis Potosí.
- Región Oaxaca-Chiapas: Palenque, Ocosingo, Pichucalco, Tapachula, Oaxaca-Istmo y Mixteca-Sierra Norte.
- Región Tabasco-Península: Comalcalco, Teapa, Balancán, Xpujil y Othón P. Blanco.
- Región Altiplano-Pacífico: Sinaloa, Colima, Chihuahua, Nayarit, Guerrero y Durango.
- Centro: Puebla, Tlaxcala, Morelos y Michoacán.

En la evaluación de procesos de sv (Coneval, 2022b) se ha documentado con testimonios que el tiempo entre la difusión del programa y la selección de beneficiarios puede llegar a ser de tres meses, a pesar de que la selección de los sujetos de derecho no puede tardar más de treinta días, de acuerdo con las ROP. Así pues, el despliegue del programa ha tomado más tiempo de lo previsto por distintas

⁵ De acuerdo con el INEGI, localidades con una población menor a 2500 habitantes.

⁶ Contrato por el que el titular de una finca o una explotación cede su uso o disfrute, o el de alguno de sus aprovechamientos, ganado, maquinaria e instalaciones, conviniendo con el aparcerero un reparto de los productos por partes proporcionales a sus respectivas aportaciones.

razones, entre ellas que los técnicos de cada localidad deben corroborar que las parcelas cuentan con las condiciones propicias y los beneficiarios cumplen con los requisitos de elegibilidad. Al respecto, el Centro Interdisciplinario de Biodiversidad y Ambiente (Ceiba, 2018) advirtió del riesgo de experimentar mayor deforestación ante la falta de un inventario nacional de terrenos degradados, por lo que se sugirió una supervisión estricta de las áreas inscritas al programa. Por ejemplo, Cortez Egremy et al. (2022) documentaron que los agricultores de Chahuities, Oaxaca, deforestan para poder ingresar al programa y que en los tratos de aparcería existen irregularidades.

En la evaluación de procesos realizada por Sánchez et al. (2022), han señalado potenciales problemas que consideran que podrían atenderse con el fin de mejorar el programa. El primero es que, como resultado de la implementación de los SAF, la demanda potencial de agua aumentó, con lo cual es necesario asegurar la provisión suficiente para el mantenimiento de los cultivos. El segundo es que, con el inicio de la producción de las plantaciones, los mercados locales podrían experimentar una caída de precios si la sobreoferta no encuentra nuevos canales de comercialización. El tercero es que la retención de \$500 que era destinada al ahorro fue eliminada de las ROP de 2022, y no fueron implementadas acciones que dieran continuidad al desarrollo de una cultura de ahorro como fue planteado al inicio. El cuarto es que el programa no cuenta con los medios apropiados para la distribución de los apoyos en especie. Ello se reflejó en la primera modificación de las ROP de 2020, donde se estableció que el comité técnico podía autorizar apoyos económicos extraordinarios en caso de que las metas del programa estuvieran comprometidas. Sin embargo, cabe mencionar que hay cuellos de botella en los servicios de pago, de tal forma que los sujetos de derecho, en algunos casos, tuvieron que trasladarse a los puntos de entrega, absorbiendo los costos de distribución.

Por último, las acciones encaminadas a la regeneración del tejido no son claras y tampoco son las metas ni los indicadores que fijan como referencia. Esto último es crucial pues sirve de insumo para la retroalimentación del programa. Al mismo tiempo, las capacitaciones técnicas han respondido a la atención de problemas presentados en los CAC, más que al planteamiento y el seguimiento de un plan de trabajo. En gran medida, esto es consecuencia de que los binomios técnicos (técnico productivo y técnico social) dejaron de contar con el apoyo de los becarios del programa Jóvenes Construyendo el Futuro (JCF) a partir de 2020. Como evidencia, Cortez Egremy et al. (2022) encuentran que los técnicos productivos

dedican más tiempo a actividades administrativas, tales como registrar información al Visor Núcleo Pro, base de datos del programa sv, a cargo de la Subsecretaría de Inclusión Productiva y Desarrollo Rural en la Secretaría de Bienestar.

3. Metodología

3.1 Métodos de Evaluación de Impacto Geoespacial

De acuerdo con Lech et al. (2018), la demanda de rendición de cuentas ha aumentado de la mano de las políticas populistas. Al mismo tiempo, en un contexto de recursos financieros escasos, señalan que los hacedores de política pública han recurrido a medidas que les permitan asegurar una asignación eficiente de recursos. Por ello, los gobiernos y las instituciones de desarrollo internacionales han sido presionados a emplear métodos de evaluación rigurosos que les permitan identificar estrategias exitosas y mejorar el diseño de los programas sociales.

Uno de los métodos de evaluación más rigurosos y que son considerados estándar de oro en la evaluación de impacto son los ensayos de control aleatorizado (RCT, por sus siglas en inglés).⁷ La evaluación del impacto geoespacial (GIE, por sus siglas en inglés) surge como una alternativa a RCT que demanda sustancialmente menos tiempo y costos financieros, motivo por el que se selecciona este método en el presente estudio. Lech et al. (2018) notan que los datos geográficos son usados frecuentemente en la evaluación de impacto, principalmente desde el ámbito académico. Los requerimientos de este tipo de evaluaciones son datos subnacionales georreferenciados de la intervención, una métrica del objetivo y covariables, aunado a métodos econométricos de inferencia causal. Independientemente del método empleado, un aspecto clave es la comparación de unidades lo suficientemente similares, a excepción de la intervención. Una de las estrategias empíricas para mimetizar las condiciones de los RCT, y que se aplica en este estudio, consiste en comparar el cambio antes y después de la intervención relativo a un grupo de control, es decir Diferencias en Diferencias (DiD).

La GIE tiene una serie de beneficios. El primero es que se trata de una evaluación más rigurosa que las de procesos, y es significativamente menos costosa y más rápida que los RCT. Aún más importante, en contraste con estos ensayos,

⁷ Esta metodología ha ganado popularidad porque la probabilidad del individuo de ser tratado no está correlacionada con los resultados deseados del programa, y ello permite una identificación limpia de los efectos causales. No obstante, este tipo de evaluación tiende a ser costosa en términos monetarios, de coordinación y tiempo.

este tipo de evaluación es asequible en casos donde no es moralmente posible asignar, de manera aleatoria, el tratamiento entre las unidades de una población. Asimismo, la posibilidad de hacer estas evaluaciones de forma remota es útil para los evaluadores en contextos conflictivos y frágiles. También permite controlar por variables que podrían contaminar las estimaciones del efecto causal, incluso en un nivel geográfico fino. Con esto, atiende a las críticas dirigidas a las evaluaciones de impacto que no emplean aleatorización. Incluso, al emplear datos de un país o de varios, las conclusiones alcanzadas por medio de las GIE son fáciles de generalizar a otros entornos. Por último, esta evaluación es atractiva porque es la base para realizar análisis de costo beneficio.

Una gran restricción de la GIE es la disponibilidad de datos sobre la variable de interés y la distribución espacial de las intervenciones. Otra limitación es que estos métodos solo son realizables para casos en los que el tratamiento es heterogéneo espacialmente, esto es, las intervenciones alcanzan algunas regiones geográficas. Más aún, siguiendo a Jain (2020), es importante tomar en cuenta el potencial error de medición en los datos satelitales, lo cual puede conducir a una inferencia errada incluso en modelos bien identificados. Por ejemplo, el autor menciona dos fuentes de error de medición, uno aleatorio y otro sistemático. En el primer caso, los errores estándar aumentan cuando los datos satelitales sirven de variable dependiente y da pauta al sesgo de atenuación cuando los datos satelitales son una variable explicativa.

Si bien los beneficios de implementar la GIE son extensos en contraste con sus desventajas, los programas a evaluar también deben cumplir con cuatro características. La primera es que se necesita una medida de la intervención georreferenciada que permita capturar la variación temporal y espacial. El segundo aspecto relevante es que la variable de interés y las covariables deben ser medibles en la misma escala temporal y espacial. Además, debe ser posible, computacionalmente, unir los datos de la variable de interés y las covariables para las unidades de observación. Finalmente, es necesario contar con los métodos econométricos para hacer frente a la incertidumbre espacial, efectos indirectos espaciales y efectos espacialmente heterogéneos.

Como se ha anotado, las estrategias empíricas para realizar la GIE son varias. En este caso, se requiere una estrategia empírica que nos acerque a un estimador insesgado de la cobertura forestal contrafactual ante la ausencia de sv. Esto es complejo en un contexto en que el despliegue del programa no fue aleatorizado. Así, debe tenerse precaución ante factores que afecten la cobertura forestal y el

despliegue del programa como atributos ambientales y económicos de los municipios, por ejemplo. No obstante, si consideramos que el despliegue de sv obedeció a características socioeconómicas que no varían de forma importante en el tiempo, la exposición al programa no está relacionada con la cobertura forestal.

De tal forma que es posible emplear un marco de DiD estándar ya que el efecto fijo por municipio permitiría controlar la heterogeneidad observable y no observable, al igual que factores que cambian en el tiempo, pero no entre municipios. Más aún, el presente trabajo emplea DiD como principal herramienta econométrica debido a que aprovecha la estructura de datos panel disponible, analizando de forma conjunta la variación regional y temporal que se da por el despliegue de sv al nivel municipal. Al mismo tiempo, es posible controlar por efectos fijos de los municipios y temporales evitando así problemas de heterogeneidad no observada. Adicionalmente, permite explorar efectos heterogéneos en el tiempo de forma relativamente más directa en comparación con otros métodos. En resumen, el enfoque de DiD es una estrategia empírica efectiva para evaluar el impacto geoespacial de un programa cuando el despliegue no es aleatorizado y se desea controlar por factores observables y no observables.

3.2 Diferencias en Diferencias (DiD)

La metodología de DiD se utiliza, para estimar el efecto causal de una intervención al comparar cambios en una variable de interés entre dos grupos, uno que recibe la intervención y otro que no. La clave de DiD es que combina un diseño pre-post intervención con la comparación entre unidades tratadas y no tratadas, controlando así por diferencias fijas entre los grupos y cambios temporales que no están relacionados con la intervención.

El método asume que, en ausencia de la intervención, la tendencia de la variable de interés habría sido similar en ambos grupos, lo que permite estimar el efecto neto de la intervención. Este enfoque es particularmente útil cuando el tratamiento no se asigna aleatoriamente, lo que podría introducir sesgos de selección. Al aplicar DiD se obtiene un estimado insesgado del impacto de la intervención al eliminar tanto las diferencias iniciales entre los grupos como los efectos temporales comunes.

Por tanto, DiD permite estimar el efecto de la implementación del programa sv sobre la cobertura forestal, utilizando como referencia un grupo que no participó en el programa pero que mostraba una tendencia similar antes de la intervención. Este enfoque combina un diseño pre-post intervención con la comparación

entre municipios participantes y no participantes, lo que ayuda a eliminar sesgos de selección y variaciones temporales.

Al comparar los cambios en la cobertura forestal en un municipio con beneficiarios de sv y uno sin beneficiarios, DiD permite aislar el efecto neto del programa. Sin embargo, es importante que las tendencias de la cobertura forestal en ambos municipios sean paralelas antes de la intervención, es decir, que habrían seguido una trayectoria similar en ausencia del programa. Este diseño, conocido como 2x2, es fundamental para obtener una estimación insesgada del impacto de sv sobre la cobertura forestal.

Dado que existe un periodo pretratamiento y postratamiento para el municipio de control y tratamiento (pre(i), post(i)), el efecto promedio sobre la cobertura forestal en los tratados (ATT, por sus siglas en inglés) es el siguiente:

$$\delta_{ij}^{2x2} = \left(\overline{Y_i^{post(i)}} + \overline{Y_i^{pre(i)}} \right) - \left(\overline{Y_j^{post(i)}} + \overline{Y_j^{pre(i)}} \right) \quad (1)$$

Donde $\overline{Y_i}$ es la media muestral de cobertura forestal para un grupo y momento en el tiempo.

El primer paréntesis de la Ecuación 1 equivale al cambio de la cobertura forestal en el grupo de tratamiento y el segundo paréntesis, al cambio del grupo de control. La diferencia de los cambios es la estimación del efecto del programa. Más nociones pueden derivarse de la Ecuación 1 convirtiendo las medias muestrales en expectativas condicionales de resultados potenciales. Hacia adelante, el superíndice 1 denota si el programa sv se desplegó en el municipio.

$$\delta_{ij}^{2x2} = \left(E[Y_{-i}|Post] - E[Y_{-i}|Pre] \right) - \left(E[Y_j|Post] - E[Y_j|Pre] \right) \quad (2)$$

$$= \left(E[Y_i^1|Post] - E[Y_i^0|Pre] \right) - \left(E[Y_j^0|Post] - E[Y_j^0|Pre] \right) + E[Y_i^0|Post] - E[Y_i^0|Pre] \quad (3)$$

$$= E[Y_i^1|Post] - E[Y_i^0|Post] + \left[E[Y_i^0|Post] - E[Y_i^0|Pre] \right] - \left[E[Y_j^0|Post] - E[Y_j^0|Pre] \right] \quad (4)$$

Partiendo de la igualdad en la Ecuación 4, el diseño de DiD permitirá hallar el *Average Treatment Effect on the Treated* (ATT) si y solo si el segundo término es igual a cero. En otras palabras, implica que la primera diferencia del grupo de tratamiento es igual a la segunda diferencia del grupo de control. Este término materializa el supuesto de tendencias paralelas y es por definición imposible

probarla, ya que no se puede observar la expectativa condicional del contrafactual. Nótese que es equivalente a afirmar que la tendencia de la cobertura forestal del municipio i hubiese permanecido igual a la tendencia del municipio j en ausencia de sv; solo es posible mostrar que la tendencia era igual previa a la intervención.

Para complementar el análisis, se emplea una regresión multivariada. Al asumir efectos fijos por municipio y periodo, es posible especificar el siguiente modelo de regresión para el caso de DiD 2x2:

$$Y_{it} = \alpha + \gamma \times I_i + \lambda \times D_t + \delta (I \times D)_{it} + \epsilon_{it} \quad (5)$$

donde I es una variable dicotómica igual a 1 si la observación corresponde al municipio tratado i , D es una variable binaria igual a 1 si la observación es del periodo posterior al tratamiento.

En el caso de múltiples grupos, periodos y con incorporación de unidades tratadas en el tiempo, se estima el impacto de una intervención (β) mediante modelos de efectos fijos también conocidos como *Two-way Fixed Effects* (TWFE) porque incorpora efectos fijos por unidad y periodo. La especificación de estos modelos es la siguiente:

$$Y_{it} = \alpha_0 + \delta D_{it} + \alpha_i + \alpha_t + \epsilon_{it} \quad (6)$$

donde D_{it} es una variable dicotómica que toma el valor de 1 si la intervención fue implementada en el municipio i y periodo t . Además, α_i representa el efecto fijo para el municipio i y α_t el efecto fijo para el periodo t . Algunas limitaciones de este diseño es que asume efectos homogéneos entre unidades y el tiempo. La reinterpretación del estimador de efectos fijos por Goodman-Bacon (2021) permite relajar el supuesto de efectos homogéneos entre grupos y renombrado como DiD escalonado. La heterogeneidad del ATT puede ser interpretada de dos formas: pueden existir efectos de tratamiento heterogéneos entre grupos, y pueden existir efectos de tratamiento heterogéneos a lo largo del tiempo. Sin embargo, esta última es la que puede sesgar el estimador de δ . El despliegue de sv observado en Chiapas prácticamente fue en bloque, ya que los municipios que se incorporaron “tarde” son casos aislados, con lo cual la crítica de Goodman-Bacon no es una preocupación en este contexto.

Al tratarse de una generalización del DiD sencillo, es necesario que el despliegue sea exógeno y que el supuesto de tendencias paralelas sea plausible para

identificar el efecto causal de sv. Existen razones para pensar que estos supuestos se satisfacen. El despliegue geográfico del programa responde al nivel de rezago social, el tamaño de las localidades y la meta de alcanzar la cobertura de 1 119 227.5 de ha en 20 entidades federativas. Posiblemente, la presión de cubrir esta área creó variaciones en la exposición al programa que son independientes de la deforestación. En otras palabras, si bien las localidades que se beneficiaron de sv son distintas, la exposición al programa presumiblemente depende de factores que no varían en el tiempo.

Por otro lado, el supuesto subyacente a DiD de que las tendencias son paralelas entre la unidad de tratamiento de control y tratamiento, implica que existen variables que varían en el tiempo afectando de igual forma a ambos grupos (efectos fijos del tiempo), y que hay variables que cambian entre grupos, pero no varían con el tiempo (efectos fijos del grupo). Es posible que las localidades que adoptaron el programa en algún momento entre 2019-2022 cuenten con una tendencia de deforestación y características tanto ambientales, como económicas distintas a las localidades que jamás adoptaron sv. Para atender esta preocupación se emplea complementa la metodología base con *Propensity Score Matching* (PSM), con el fin de emparejar localidades de control y de tratamiento con probabilidades similares de exposición. Este enfoque se aplica en las pruebas de robustez descritas en el siguiente apartado.

Con el objetivo de medir el impacto de sv sobre la deforestación, se emplea un modelo lineal y aditivo de efectos fijos, con la muestra de municipios que pertenecen a un estado que algún momento entró al programa sv. Siguiendo el mismo razonamiento que la ecuación (6), la ecuación a estimar es:

$$Y_{it} = \alpha_0 + \delta SV_{it} + \alpha_i + \alpha_t + \epsilon_{it} \quad (7)$$

donde Y_{it} es la cobertura forestal medida en ha del municipio i en el cuatrimestre t que comprende desde 2018 a 2022; $SV_{it} = 1$ si la localidad i está inscrita en sv en el año; α_i es el efecto a nivel municipio (atributos invariantes en el tiempo); α_t es el efecto de fijo para cada cuatrimestre, y ϵ_{it} es un término de error aleatorio. El efecto fijo, α_p , captura características fijas en el tiempo, no observadas y al nivel municipal, que pueden afectar la exposición a sv y la pérdida de cobertura forestal. El efecto del año, α_p , representa factores variables en el tiempo al nivel nacional que afectan la pérdida de cobertura forestal.

Empleando una ecuación similar, es posible analizar la intensidad del programa de tres formas diferentes: variando la densidad de participantes por hectárea de cobertura forestal, variando la fracción de personas dedicadas a actividades agroforestales que están en el programa y variando la fracción de la población inscrita en sv. Para medir los cambios en la densidad de los hogares participantes se utiliza el número de beneficiarios normalizado por la cubierta forestal de la aldea a principios de 2018. De manera similar, se normaliza con la población en general y con la población dedicada a actividades agroforestales. Se emplean las siguientes ecuaciones de regresión para analizar cada forma de intensidad del programa:

$$Y_{it} = \alpha_0 + \delta \left(\frac{SV}{\text{Cobertura 19}} \right)_{it} + \alpha_i + \alpha_t + \epsilon_{it} \quad (8)$$

$$Y_{it} = \alpha_0 + \delta \left(\frac{SV}{\text{P. agro 19}} \right)_{it} + \alpha_i + \alpha_t + \epsilon_{it} \quad (9)$$

$$Y_{it} = \alpha_0 + \delta \left(\frac{SV}{\text{Población 15}} \right)_{it} + \alpha_i + \alpha_t + \epsilon_{it} \quad (10)$$

3.3. Pruebas de robustez

Al tratarse de un diseño no-experimental, la estrategia empírica está sujeta a sesgos, por lo que se reportan pruebas de robustez. Algunas formas de probar que los resultados son robustos consisten en descomponer el estimador obtenido, probar distintas especificaciones del modelo y probar estimadores alternativos o llevar a cabo pruebas de sensibilidad. De hecho, uno de los principales desafíos detrás de la identificación del efecto causal es que los municipios que ingresaron al programa sv son distintos de aquellos que nunca ingresaron en términos de niveles y tendencia de cobertura forestal, al igual que en variables observables previo al tratamiento. En vista de estas diferencias, en particular de tendencia, podría esperarse que una aproximación estándar de DiD no permitiría identificar relaciones causales. Así pues, con el fin de refinar la identificación del efecto causal, se prueban otras estrategias empíricas que permitan recrear el supuesto de tendencias paralelas en la medida de lo posible.

Como primera metodología alternativa se emplea una combinación de DiD con el método de emparejamiento. De esta manera, se logra que la muestra

de municipios tratados y de control sean más similares en términos de las covariables observables, presumiblemente, también en covariables no observables que están fijas en el tiempo y que podrían estar relacionadas con la formación de la cobertura forestal. Esta noción de cercanía se materializa en la probabilidad de ingresar al programa sv, también conocida como *Propensity Score Matching*, dado un vector de covariables observables pretratamiento. Ahora bien, el emparejamiento supone que la distribución del *Propensity Score* se traslapa entre los dos grupos, lo que significa que para cada unidad tratada hay al menos una no tratada. De lo contrario, no es posible estimar el efecto de tratamiento como la diferencia de cobertura forestal entre los tratados y los no tratados en la muestra emparejada. Las variables empleadas para emparejar municipios fueron obtenidas de Goodman et al. (2019) y seleccionadas usando regresión *stepwise* para optimizar la predicción de incorporación a sv.

La primera etapa de estrategia consiste en identificar un grupo de control relevante con los municipios que nunca ingresaron al programa. De tal forma que, siguiendo a Garcia-Hombrados y Martinez-Matute (2021) y Ferraro y Simorangkir (2020), se emplea el algoritmo de vecino más cercano con *Propensity Score* para emparejar municipios nunca tratados con los tratados en algún momento, contingente a que sean muy parecidos. El principal enfoque consiste en estimar el *Propensity Score* utilizando variables observables previo al tratamiento, tales como la cobertura forestal previa a 2019, temperatura promedio, precipitación promedio, pendiente, altura, etcétera. El supuesto clave de este método es que, después del emparejamiento los municipios cuenten con tendencias de deforestación y características, tanto ambientales como económicas más similares. El siguiente paso consiste en estimar las ecuaciones de regresión base con la submuestra emparejada. Alternativamente, es posible hacer comparaciones cuatrimestrales entre los municipios emparejados con el objetivo de explorar la consistencia y la dinámica del efecto de tratamiento en el tiempo. En esta última aproximación se aprovecha únicamente la heterogeneidad dentro de cada sección cruzada, por lo que solo se estima una regresión con una variable binaria que toma el valor de 1 si el municipio i está inscrito a sv en ese cuatrimestre.

Finalmente, otra estimación alternativa consiste en relajar el supuesto de tendencias paralelas de DiD. Esto es posible mediante el estimador de Diferencia en Diferencias Sintéticas (DiDS) desarrollado por Arkhangelsky et al. (2021). Una ventaja sobre DiD es que el enfoque sintético puede ser más adecuado cuando no hay un grupo de control perfectamente comparable disponible. Con los

métodos sintéticos se construyen grupos de control a partir de una combinación de varios municipios que se asemejan al municipio de tratamiento en términos de características relevantes. Otra ventaja potencial de DiDS es que puede producir estimaciones más precisas y confiables del efecto del tratamiento al reducir el ruido y el sesgo por variables omitidas.

De forma similar a control sintético, DiDS encuentra ponderaciones para cada municipio que permiten alinear la tendencia de la cobertura forestal entre municipios expuestos y no expuestos a sv. También encuentra ponderaciones para cada cuatrimestre de forma que el resultado promedio después del tratamiento para cada una de las unidades de control difiere por una constante del promedio ponderado de los resultados previos al tratamiento para las mismas unidades de control. Lo que hace DiDS aquí es reajustar la ponderación de los municipios de control no expuestos para hacer que su tendencia temporal sea paralela (pero no necesariamente idéntica) a la de los municipios expuestos a sv antes de la intervención, y luego aplicar un análisis de DiD a este panel reajustado. Además, debido a los pesos de tiempo, solo se enfoca en un subconjunto de los periodos preintervención al llevar a cabo este último paso.

4. Fuentes y estadística descriptiva de datos

La GIE de sv sobre la cobertura requiere datos municipales del programa y una métrica de la cobertura forestal al nivel municipal. En esta sección se presentan los insumos empleados para la estimación del impacto de sv.

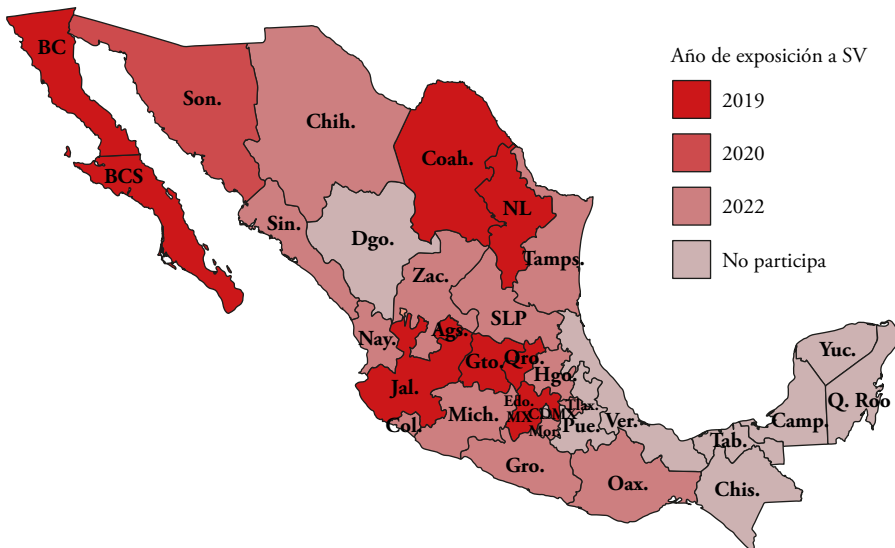
4.1 Padrón Único de Beneficiarios

Con el fin de obtener datos del despliegue del programa sv se utiliza el Padrón Único de Beneficiarios. Esta base de datos se conforma del registro de las transferencias realizadas a los sujetos de derecho bajo los distintos programas de desarrollo federales, y es integrada por la Secretaría del Bienestar. En particular, esta información puede agruparse por programa al nivel estatal o municipal, de acuerdo con los periodos disponibles. Por ello, en el momento en que se realizó esta investigación se contaban con datos del despliegue de sv desde febrero de 2019 a febrero de 2023.

La base de datos es de acceso libre y provee información desagregada al nivel individuo. De tal forma que se conoce el nombre del beneficiario, el municipio

en el que fue registrado al programa, el monto que recibió y la fecha en que se recibió la transferencia. Con todo esto, solo es necesario hacer agrupaciones por municipio y fecha para reconocer el despliegue de sv al nivel municipal. En este trabajo, la agrupación se realizó por periodos de cuatro meses, debido a que en lapsos menores a cuatro meses los cambios esperados sobre la cobertura forestal son más bien mínimos.

Figura 1. Despliegue nacional por entidades SV



Fuente: Elaboración propia con base en el Padrón Único de Beneficiarios.

En la Figura 1 puede observarse la evolución del programa al nivel nacional. En la construcción de este mapa, se ha considerado que una entidad federativa está expuesta al programa cuando el número de beneficiarios rebasa el percentil 15 del cociente entre el número de beneficiarios y el número de productores dedicados a actividades agroforestales. Así, los municipios que están rellenos con un rojo claro fueron los primeros en estar expuestos y aquellos con una tonalidad más intensa fueron los últimos en integrarse. En términos generales, podemos observar tres momentos importantes en el crecimiento de sv. El primero se da en 2019, con la creación del programa, cuando nueve entidades federativas del sureste del país se incorporan a él. Un segundo punto en el tiempo relevante es inicios

de 2020, momento en el que se incorporaron 13 entidades más, en su mayoría del suroeste del país. Finalmente, hacia principios de 2022, sv estaba presente en 23 entidades federativas.

Tabla 1. Incorporación de municipios en Chiapas

Cuatrimestre		No expuesto SV	Expuesto SV	Total
2018 C1	N	118	0	118
	%	100	0	100
2019 C1	N	51	67	118
	%	43.2	56.8	100
2020 C1	N	48	70	118
	%	40.7	59.3	100
2021 C1	N	47	71	118
	%	39.8	60.2	100
2022 C1	N	48	70	118
	%	40.7	59.3	100

Fuente: Elaboración propia con base en el Padrón Único de Beneficiarios.

Debido a que el análisis se orienta al estudio de Chiapas, unas de las primeras entidades en incorporarse al programa sv, la Tabla 1 muestra la incorporación de municipios dentro de la entidad federativa. En el caso de Chiapas, a principios de 2018, ningún municipio estaba expuesto al programa, pero en el primer cuatrimestre de 2019 se incorporaron 67. En 2020, se incorporan tres municipios más y, a partir de ese momento, otros municipios se unieron de forma intermitente. Estos últimos presentaron un comportamiento errático y, por lo tanto, se les consideró no tratados en el marco del análisis planteado. Cabe mencionar que, si ningún municipio hubiera sido expuesto al programa en 2018, y luego todos los municipios se hubieran incorporado en 2019 cuando surge sv, únicamente podría distinguirse un contexto pre-pos tratamiento, lo que llevaría a estimaciones sesgadas del impacto de la intervención. Por ello, el despliegue del programa en Chiapas es idóneo para la estrategia empírica que se propone.

Conociendo el número de municipios dentro del programa y la fecha en que se incorporaron, es deseable tener una medida de intensidad de tratamiento dentro de cada uno. Como métrica de intensidad de tratamiento, se propone

el cociente del número de beneficiarios entre el número de productores dedicados a actividades agroforestales. Dado que los productores agroforestales son la población objetivo, este cociente puede interpretarse como el despliegue efectivo de sv. La delimitación de las personas que se consideran productores agroforestales fue tomada del Secretaría de Bienestar (2020b), con base en la Encuesta Intercensal de 2015 (INEGI, 2015).

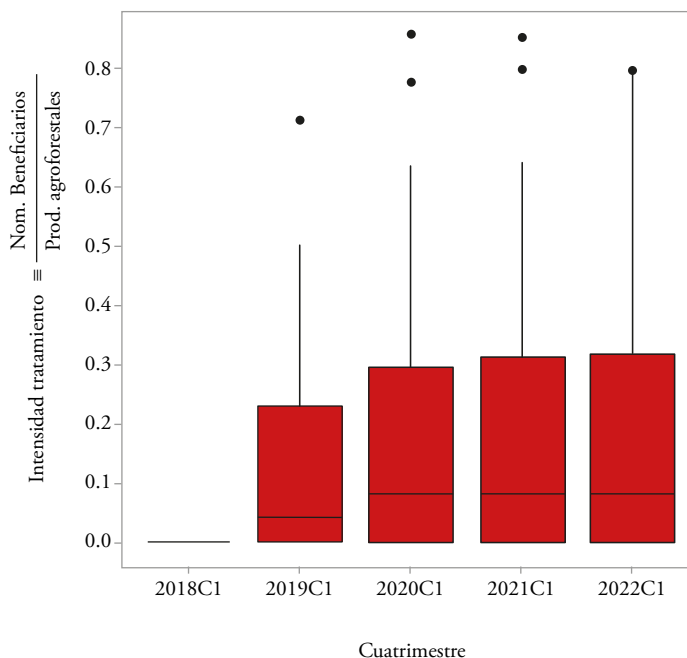
Tabla2. Intensidad de tratamiento por trimestre en Chiapas

Cuatrimestre	Media	Desv. est	Mínimo	Máximo
2018 C1	0	0	0	0
2019 C1	0.12	0.16	0	0.71
2020 C1	0.17	0.20	0	0.86
2021 C1	0.17	0.21	0	0.85
2022 C1	0.17	0.20	0	0.80

Fuente: Elaboración propia con base en el Padrón Único de Beneficiarios.

Tanto en la Tabla 2, como en la Figura 2, se describe la evolución de la intensidad de tratamiento para el caso de Chiapas. Cabe destacar que el programa incorporó a Chiapas en 2019 y luego hay un ligero incremento de 0.5 puntos porcentuales en la intensidad de exposición hacia 2020. En términos del nivel de intensidad, sv tuvo un mayor alcance sobre los municipios de Marqués de Comillas y Coapilla, aunque este último municipio solo estuvo expuesto en 2020 y 2021. Esto significa que gran parte de la variación en la intensidad de tratamiento se explica por estos dos municipios y que la heterogeneidad entre los s de Chiapas es mínima.

Figura 2. Penetración del programa en Chiapas



Fuente: Elaboración propia con base en el Padrón Único de Beneficiarios.

Adicionalmente, con los datos obtenidos del Padrón Único de Beneficiarios, es posible calcular la superficie expuesta a sv si consideramos que por cada beneficiario se requieren de 2.5 ha. No obstante, esto no nos permitiría distinguir entre los Sistemas Agroforestales de árboles maderables y frutales (SAF) y las Milpas Intercaladas con Árboles Frutales (MIAF). Por ello, en la Tabla 3 las cifras se han calculado con datos administrativos publicados por la Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales (Semarnat, 2022) y que son obtenidos por medio del Visor Núcleo Pro. Se hace evidente que los SAF predominan sobre las MIAF y la cobertura superficial del programa no aumentó de forma importante luego de 2019. En realidad, 70% de la superficie expuesta a sv fue utilizada para implementar los SAF, con lo cual podría esperarse un aumento en la cobertura forestal.

Tabla 3. Hectáreas dentro de sv por municipio y año

Año	Media SAF	Suma SAF	Media MIAF	Suma MIAF	Media Total	Suma Total
2019	4266.46	302 919.21	1725.27	122 494.54	5991.74	425 413.76
2020	4391.46	311 794.22	1783.14	126 603.03	6174.60	438 397.26
2021	4818.45	342 110.25	1990.55	141 329.69	6809.01	483 439.94
2022	4824.46	342 537.27	1991.73	141 412.97	6816.20	483 950.24

Fuente: Elaboración propia con base en Semarnat (2022).

De esta sección, es posible realizar una caracterización del despliegue de sv. Lo primero es que el programa federal respetó la priorización de ciertas entidades federativas que se señalaban en las ROP de cada año, en particular al sur del país. Lo segundo es que el programa no incorpora nuevos municipios de una misma entidad con el paso de los trimestres; en otras palabras, no observamos una adopción escalonada dentro de cada municipio. Más bien, una vez que son descontados los municipios que entran de forma intermitente, aquellos de un estado que se incorporaban tarde son casos aislados. Análogamente, no hay gran variación temporal de la intensidad de tratamiento; la variación observada puede atribuirse a que el tratamiento es heterogéneo espacialmente. Este patrón de expansión tiene repercusiones sobre la metodología empleada. Por un lado, no es posible utilizar DiD en contextos donde solo observamos pre-post tratamiento y, por otro lado, no es necesario emplear la descomposición de Goodman-Bacon (2021) porque no hay una adopción escalonada.

4.2. Cobertura forestal

Los datos de uso de suelo se obtienen de Brown et al. (2022). La base reconocida como *Dynamic World* es un innovador conjunto de datos de Uso del Suelo/Cobertura del Suelo (LULC, por sus siglas en inglés) en tiempo casi real, que ofrece probabilidades de clase e información de etiquetas para nueve clases diferentes. En la Tabla 4 se muestran estas categorías y su definición.⁸ El procesamiento de las imágenes satelitales, la construcción de los buffers y el proceso de conformación

⁸ Esta base de datos es producto de la colaboración entre Google y el Instituto de Recursos Mundiales (WRI, por sus siglas en inglés) y utiliza las 5 mil imágenes capturadas diariamente por los satélites Copernicus Sentinel 2. Una de las ventajas más significativas de *Dynamic World* es su nivel sin precedentes de detalle con una resolución de 10 m.

del panel se realizó en el GEOLab del Departamento de Economía de la Universidad Iberoamericana, usando ArcGIS.⁹

En este estudio se realizaron agregaciones cuatrimestrales de los datos. Esto debido a que a la nubosidad no permite rastrear cambios en la cobertura forestal en periodos cortos y conforme se exigen periodos más cortos, es más probable obtener valores nulos de respuesta. Adicionalmente, no esperamos que la cobertura forestal experimente cambios abruptos en un lapso menor a 4 meses, aún menos si se trata de suelos erosionados.

Tabla 4. Categorías de uso de suelo

Uso del suelo	Definición
Agua	Cuerpos de agua permanentes y estacionales
Árboles	Bosques primarios y secundarios, así como plantaciones a gran escala
Césped	Pastizales naturales, pastos para el ganado y parques
Vegetación inundada	Manglares y otros ecosistemas inundados
Cultivos	Cultivos en hileras y cultivos de arroz
Arbusto y matorral	Vegetación abierta escasa a densa que consiste en arbustos
Construcción	Edificios, carreteras y espacios abiertos urbanos de baja y alta densidad
Suelo desnudo	Desiertos y roca expuesta
Hielo	Manto de nieve permanente y estacional

Fuente: Brown et al. (2022).

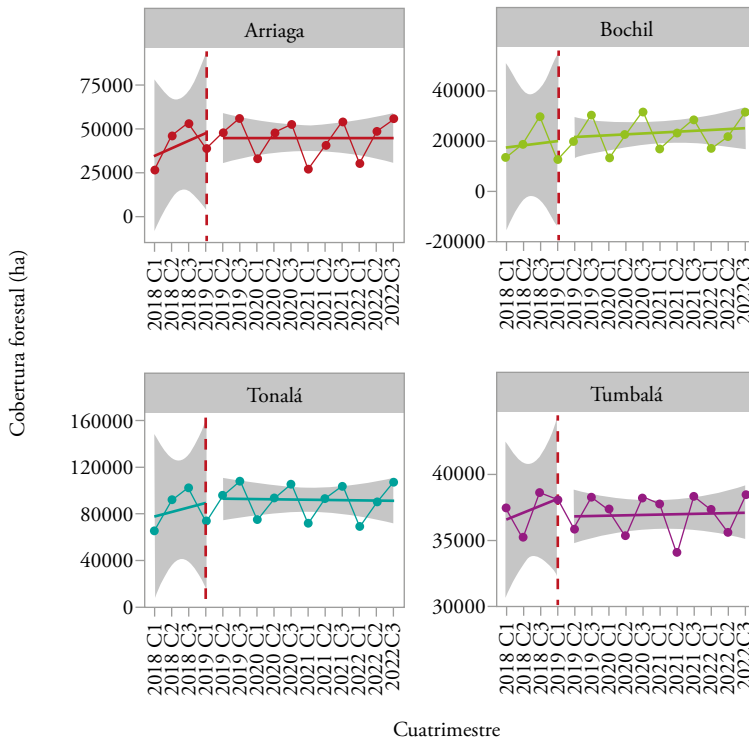
En el presente trabajo, la cobertura forestal se midió en hectáreas para cada municipio, tomando la categoría de árboles que propone *Dynamic World*. Sin embargo, el conteo de cada tipo de suelo fue realizado dentro de áreas de influencia o buffers (círculos alrededor de un centroide) alrededor de las localidades con más de 2500 habitantes. Los buffers que se consideran tienen un radio de 10 km, considerando que el programa podría tener un impacto ambiental en las cercanías de los asentamientos, en especial porque las parcelas de los agricultores no pueden estar a más de 20 km de sus viviendas conforme a las ROP. En otras palabras, esta

⁹ Agradecemos al GEOLab del Departamento de Economía de la Universidad Iberoamericana por las facilidades brindadas para el procesamiento de las imágenes satelitales. Especialmente, a Abraham Reyes por su apoyo a lo largo de todo el proceso.

métrica es más apropiada porque considera un área geográfica que está expuesta a la intervención humana y donde efectivamente pueden observarse cambios en el uso del suelo.

La Figura 3 muestra la evolución de la cobertura forestal para cuatro municipios de Chiapas en el periodo de estudio 2018-2022. Si bien estas representaciones no permiten realizar inferencias sobre el comportamiento de la cobertura forestal, sí muestran un patrón en la dinámica, lo que puede ser útil para entender el comportamiento de la cobertura forestal en general. Así, al comparar los primeros cuatrimestres de cada año, observamos que la cobertura forestal sigue una tendencia alcista en el periodo inmediato previo a la intervención y, con el surgimiento de *sv*, una ligera caída en la cobertura forestal en el cuatrimestre inmediato. Luego, pareciera que la cobertura forestal se mantiene constante o ligeramente en declive, excepto en el municipio de Bonfil.

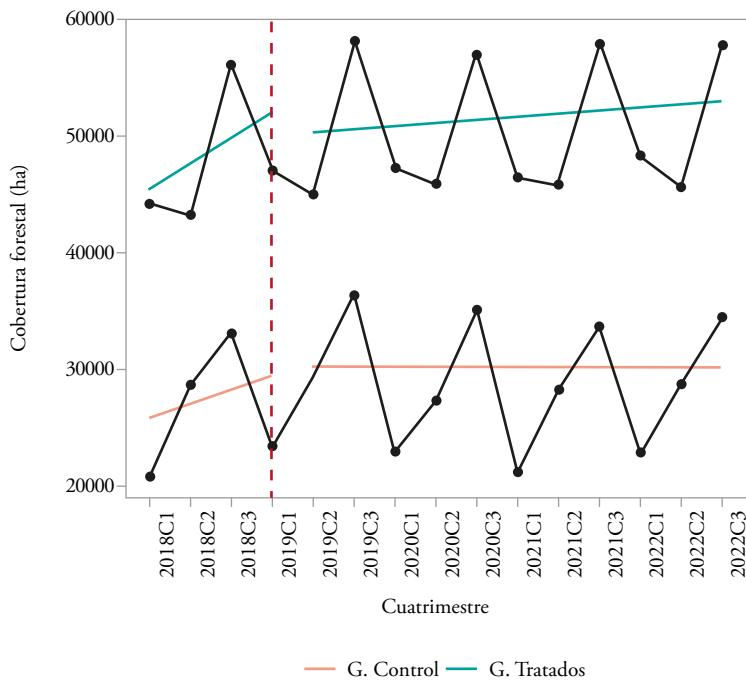
Figura 3. Evolución estilizada de la cobertura forestal al nivel municipal



Fuente: Elaboración propia con base en *Dynamic World*.

Una posible explicación detrás de la caída inmediata de la cobertura forestal es la tumba, roza y quema de parcelas para su posterior incorporación al programa. Ceiba (2018) y Cortez Egremy et al. (2022) ya adelantaban la posibilidad de que el programa tuviera un impacto negativo en la cobertura forestal ante la falta de una supervisión estricta de las áreas inscritas a él. Ahora bien, es necesario recalcar que, debido a las escasas observaciones por municipio, realmente no es posible establecer con relevancia estadística una tendencia de largo plazo.

Figura 4. Verificación del supuesto de tendencias paralelas



Fuente: Elaboración propia con base en *Dynamic World*.

Dado que la estrategia empírica principal para identificar el efecto de sv sobre la cobertura forestal es la metodología de DiD, la cual asume la existencia de tendencias paralelas para obtener una estimación insesgada del efecto, es crucial que la tendencia de la cobertura forestal en el municipio i hubiera sido similar a la del municipio j en ausencia de sv. Sin embargo, solo es posible demostrar que estas tendencias eran iguales antes de la intervención. La intención de la

Figura 4 es verificar el supuesto de tendencias paralelas. La línea azul y roja muestra la tendencia media de la cobertura forestal para el grupo de los municipios que en el algún momento fueron incorporados a sv y los que nunca fueron expuestos, respectivamente. Como podrá notarse, la tendencia de ambos grupos difiere mínimamente y el grupo de los municipios expuestos parece responder positivamente a sv.

5. Resultados

5.1 Margen extensivo

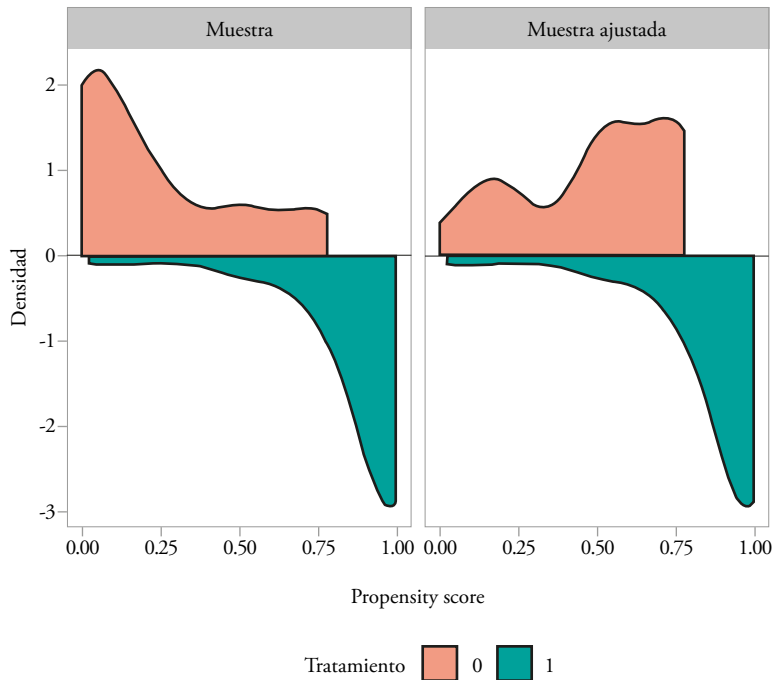
El análisis comienza estimando el efecto sobre la cobertura forestal de la exposición al programa. Considérese que el margen extensivo consiste en la incorporación de un municipio a sv; mientras que el margen intensivo del tratamiento se define como la proporción de beneficiarios con respecto a la población objetivo. De tal forma que es posible realizar el análisis de impacto desde dos enfoques: el de margen extensivo y de margen intensivo. Los resultados del análisis en el margen extensivo se muestran en la Tabla 5 para las distintas estrategias empíricas. En la columna uno aparecen los resultados del modelo de DiD estándar. El impacto estimado obtenido es positivo con una magnitud de 288 ha, lo cual implicaría que la incorporación de un municipio al programa induce un incremento de 288 ha de la cobertura forestal. Sin embargo, el error estándar debajo del coeficiente nos revela que el efecto estimado es estadísticamente no significativo, por lo que no es posible rechazar la hipótesis de que el programa no tiene un impacto sobre la cobertura forestal.

Tabla 5. Modelos margen extensivo, muestra completa y emparejada

	Cobertura forestal (ha)			
	DiD	DiD + Match	Match	SDiD
Presencia SV	288.20 [663.21]	1750.22 [1459.23]	-1274.72 [1420.06]	1008.63 [634.81]
Núm. Obs.	1770	1140	776	1545
R2	0.989	0.992	-	-
R2 Adj.	0.988	0.991	-	-
Agrupación Est. Error	Municipio	Municipio	-	-
FE: Periodo	X	X	-	-
FE: Municipio	X	X	-	-

Fuente: Elaboración propia a partir de la investigación. =.05, **=.01, ***=0.001.

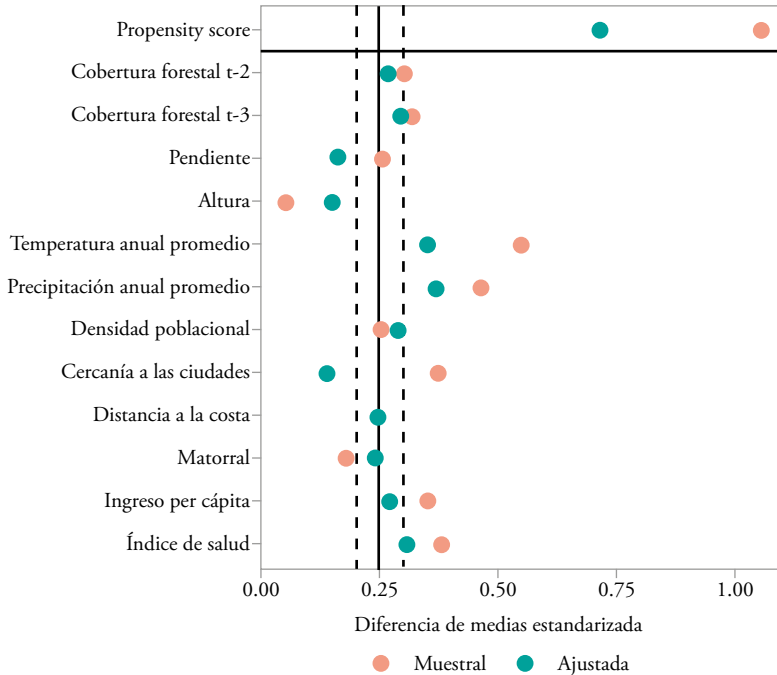
Figura 5. Verificación de soporte común



Fuente: Elaboración propia a partir de la investigación.

La Figura 5 muestra la distribución de la probabilidad de emparejamiento para el grupo tratado antes (izquierda) y después (derecha) del emparejamiento, correspondiente al análisis de la implementación de la metodología de psm. En la parte inferior está desplegada la distribución de los municipios que en algún momento ingresaron a sv. Ahí puede notarse que aquellos que están fuera de sv tienen una probabilidad de 0 a 0.75 de ser expuestos al programa, mientras que los municipios dentro de sv muestran probabilidades de entre 0 y 1. Así, es posible garantizar que las unidades expuestas con probabilidad de 0 a 0.75 pueden emparejarse con al menos un municipio con probabilidad de exposición similar y que se encuentra fuera del programa. Esto implica que la muestra satisface el supuesto de soporte común y puede estimarse el efecto de ser expuesto a sv, al mismo tiempo que el emparejamiento asimila las distribuciones entre grupos de forma acertada.

Figura 6. Verificación del balance de variables



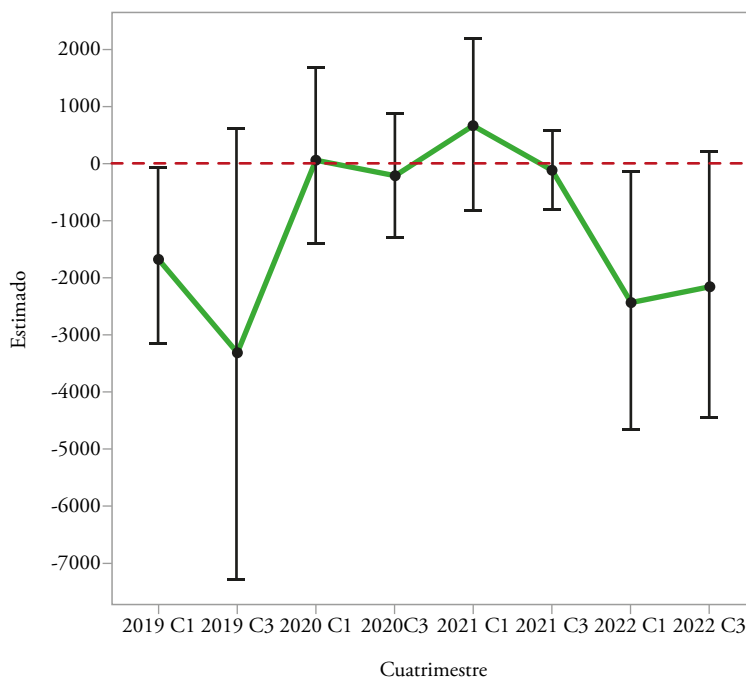
Fuente: Elaboración propia a partir de la investigación.

Ahora, retomando el balance de covariables, en la Figura 6 se muestra la diferencia de medias estandarizada entre los municipios que en algún momento fueron incorporados a sv y aquellos que nunca entraron. Los puntos rojos y azules corresponden a la diferencia antes de implementar el algoritmo de emparejamiento y después, respectivamente. La línea punteada indica cuando la diferencia de medias estandarizada es mayor a 0.2, umbral que nos permite inferir que no hay una diferencia estadísticamente significativa. En términos generales, el algoritmo induce que la probabilidad de ser expuestos al programa no sea muy diferente entre grupos; esto puede corroborarse en la fila de *propensity score*. Es notable que la mayoría de las variables son geográficas, orográficas y meteorológicas. Asimismo, en la mayoría de los casos se obtiene un mejor balance luego del emparejamiento. En el caso de la pendiente y la densidad poblacional, la diferencia no es significativa antes del algoritmo, con lo cual estas variables difícilmente contribuían al sesgo de selección y la diferencia de medias en la muestra emparejada no es relevante.

La columna dos de la Tabla 5 presenta los resultados de la muestra emparejada. En este caso, el efecto estimado del programa incrementa a 1750 ha. Aunque, de forma similar al primer resultado, el error estándar del coeficiente estimado es demasiado grande, provocando que el impacto estimado sea no significativo para cualquier nivel de confianza aceptable.

Dado que el patrón de despliegue de sv es en bloque y los municipios que adoptan tarde el programa son pocos, es posible hacer comparaciones cuatrimestre a cuatrimestre entre los municipios emparejados. De esta forma se puede explorar la consistencia de las estimaciones y relajar el supuesto de efectos homogéneos en el tiempo, permitiendo observar una dinámica del efecto de tratamiento. Por ejemplo, considere al municipio *i* expuesto a sv y al municipio *j*.

Figura 7. Efecto promedio de tratamiento por trimestre, empleando matching



Fuente: Elaboración propia a partir de la investigación.

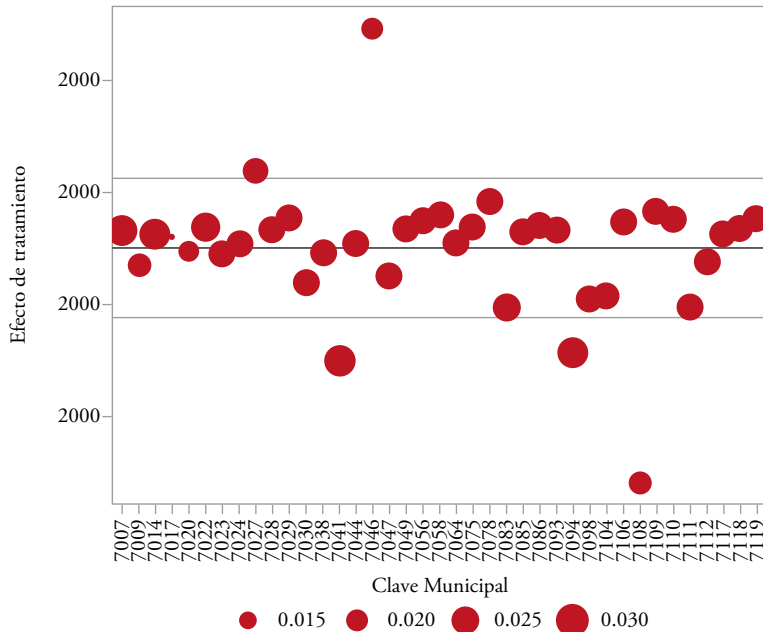
Si comparamos la cobertura forestal entre ambos municipios en el primer cuatrimestre de 2019, la diferencia puede atribuirse a la presencia de sv, contingente a que ambos municipios son muy similares. El mismo ejercicio puede replicarse para el resto de los trimestres y la diferencia entre tratados y no tratados nos revela la dinámica del efecto de tratamiento. Así, considerando más de dos unidades, pueden estimarse los efectos promedio por trimestre y su respectivo intervalo de confianza.

Bajo este razonamiento, la Figura 7 muestra estas estimaciones y su respectivo intervalo de confianza al 95%. Únicamente se muestra el efecto estimado para el primer y último cuatrimestres de cada año a partir de 2019, cuando sv es adoptado por gran parte de los municipios. De manera general, la mayoría de los errores estándar son grandes en relación con las estimaciones puntuales, y los intervalos cruzan el cero. Este resultado es consistente con el estimado anterior en que el programa no generó deforestación y tampoco es posible discernir efectos heterogéneos. La columna tres de la Tabla 5 reporta el efecto promedio entre cuatrimestres y la desviación estándar. Resalta que el signo del efecto promedio se invierte, a pesar de lo poco informativo que resulta dada la incertidumbre asociada.

Por último, apuntalando una vez más el supuesto de tendencias paralelas, se emplea el estimador de DiDS. Una ventaja de las DiDS sobre DiD es que el enfoque sintético puede ser más adecuado cuando no hay un grupo de control perfectamente comparable disponible.

Una de las preocupaciones en Diferencias en Diferencias Sintético es que el efecto de tratamiento dependa más de unos municipios que de otros, pues hace que la estimación sea más local, en el sentido de que enfatiza (pone más peso) unidades que en promedio son similares en términos de su pasado a las unidades objetivo (tratadas), y también enfatiza periodos que son en promedio similares a los periodos objetivo (tratados). Mientras que, en control sintético, los pesos tienden a estar muy focalizados, DiD asigna pesos constantes. En este caso, la Figura 8 muestra el efecto de tratamiento para cada municipio de control, donde el tamaño del punto corresponde al peso asignado. En este caso, observamos que los pesos están distribuidos de forma uniforme, aproximadamente, y todos los municipios forman parte de la estimación. Algunos de los que destacan por la magnitud del impacto estimado son Chiapa de Corzo (7027), La Independencia (7041), Jiquipilas (7046), Teopisca (7094) y Villaflores (7108).

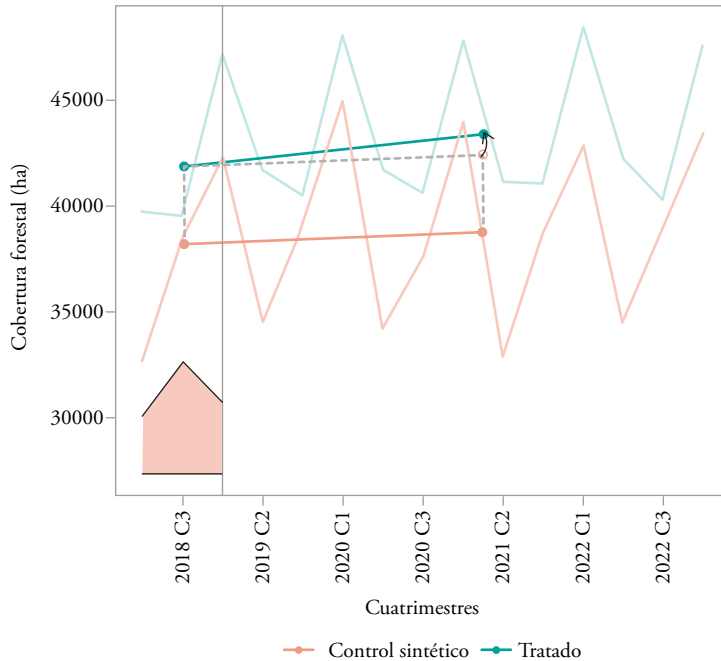
Figura 8. Efecto estimado por municipio y su respectiva ponderación



Fuente: Elaboración propia a partir de la investigación.

En la Figura 9 se muestra en color azul la serie de cobertura forestal promedio para el grupo de municipios expuestos a sv y de color rojo la que corresponde a los municipios de control. En la parte inferior se expone la ponderación por periodo, mientras que la línea punteada traza la trayectoria contrafactual de la cobertura forestal para el grupo expuesto a sv, de tal forma que la diferencia entre la línea punteada y la azul da cuenta del efecto promedio del programa sobre la cobertura forestal. La columna cuatro de la Tabla 5 presenta la magnitud de dicha diferencia, al igual que su error estándar. Como se nota, el efecto encontrado es positivo con una escala de 1008 ha, aunque el error estándar pronto indica que la cifra es no significativa. Tal pareciera que las comparaciones con el municipio de Jiquipilas explican el efecto estimado, ya que de lo contrario la estimación sería negativa. Conviene subrayar el hecho de que el número de observaciones para esta estimación se redujo a 1545 y es consecuencia de que DiDS solo sirve para la incorporación a sv en bloque. Con todo, en el margen extensivo, las distintas estimaciones han mostrado que el programa no tiene un impacto negativo sobre la cobertura forestal.

Figura 9. Efecto promedio de tratamiento por trimestre, empleando DiDS



Fuente: Elaboración propia a partir de la investigación.

5.2 Margen intensivo

Para analizar la intensidad del programa o el margen intensivo se consideró el número de beneficiarios de sv, normalizado por la cubierta forestal del municipio a principios de 2018, por la población en general y por la población que se dedica a actividades agroforestales, de acuerdo con la Encuesta Intercensal (INEGI, 2015). La primera de estas aproximaciones sigue de cerca el trabajo de Ferraro y Simorangkir (2020), e intuitivamente atiende a que el objetivo del programa no solo es la pobreza sino también la recuperación de suelos. Las otras dos especificaciones son medidas estándar de intensidad empleadas en evaluaciones de programas sociales, siendo una medida más refinada que la otra. Por un lado, el cociente de beneficiarios entre productores agroforestales toma el valor de uno cuando toda la población objetivo del programa está dentro del padrón; de forma análoga se interpreta la normalización respecto a la población. Por otro lado,

el cociente de beneficiarios y la cobertura forestal toma el valor de 1 cuando cada hectárea de suelo forestal está asociada a un sujeto de derecho.

La Tabla 6 muestra los resultados de las tres especificaciones para el margen intensivo.¹⁰ De igual modo que, en el modelo de DiD para el margen extensivo, el modelo puede reestimarse para la submuestra de municipios emparejados en espera de que el supuesto de tendencias paralelas sea más razonable. Por eso, las columnas sombreadas corresponden a las estimaciones realizadas con la submuestra para las distintas especificaciones de intensidad de tratamiento. En las columnas uno y dos, el ejercicio se realiza para la normalización con respecto a la población en general y se encuentra un impacto negativo significativo de -58 333 ha para la submuestra emparejada. En vista de que la intensidad promedio es de 2 % para Chiapas, esta cifra significa que se han perdido 1166 ha en promedio por municipio, y si la intensidad aumentara a 3%, 583 ha más de cobertura forestal se perderían.

La definición de margen intensivo con la normalización por productores agroforestales conduce a resultados similares. En la columna cuatro del Tabla 6 es posible observar que mayor exposición a sv induce una caída en la cobertura forestal con una significancia del 95 %. La cifra obtenida en esta especificación es de -8968 ha. En este caso, el impacto máximo posible más bien es moderado comparado con las estimaciones de las columnas uno y dos. Ello porque el cociente a lo más toma el valor de 1, así el máximo impacto es una pérdida de 8968 ha por municipio. No obstante, debe mantenerse en mente que es más asequible que todos los productores ingresen a sv a que toda la población sea beneficiaria. Más aún, bajo esta definición de intensidad, el margen intensivo promedio es de 17%, con lo cual la pérdida de cobertura forestal promedio por municipio es de 1524 ha. Y si la intensidad promedio se elevara a 27%, la cobertura forestal disminuiría en 896 ha más. Indiscutiblemente, los efectos de margen intensivo son robustos a las especificaciones de intensidad relacionadas con la población.

Finalmente, las columnas cinco y seis del Tabla 6 conciernen a la normalización de los beneficiarios por hectáreas de cobertura forestal en 2018. Esta especificación permite encontrar estimaciones más precisas, especialmente para la muestra completa. En realidad, la estimación en la submuestra emparejada es menos eficiente en términos de varianza, pero en magnitud es mayor. Hecha esta salvedad, considere el efecto estimado en la columna seis que alcanza una cifra

¹⁰ En el Apéndice A pueden encontrarse las estimaciones con un término cuadrático para la intensidad de tratamiento.

de -49 255 ha. Si se toma en cuenta que, en promedio, por cada 100 ha hay tres beneficiarios, la pérdida de cobertura forestal promedio por municipio es de 1477 ha. A la vez, si la exposición aumentara en un punto porcentual, sería observada una disminución de 492 ha. En consecuencia, es notable que esta especificación también es consistente en los efectos promedio por municipio y, al mismo tiempo, es más confiable dada la significancia estadística del estimado.

Tabla 6. Modelos margen intensivo, muestra completa y emparejada

	Cobertura forestal (ha)					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Beneficiarios/ Población 2015	4077.93 [11 827.03]	-58 333.253* [23 227.34]				
Beneficiarios/ Prod. Agroforestales			488.03 [2166.29]	-8 968.310* [3 696.08]		
Beneficiarios/ Cobertura 2018					-16 591.268** [4998.27]	-49 255.84* [20 501.33]
Núm. Obs.	1770	1140	1770	1120	1770	1140
R2	0.98	0.99	0.98	0.99	0.98	0.99
R2 Adj.	0.98	0.99	0.98	0.99	0.98	0.99
Agrupación Est. Error	Municipio	Municipio	Municipio	Municipio	Municipio	Municipio
FE: Periodo	X	X	X	X	X	X
FE: Municipio	X	X	X	X	X	X
Muestra	Completa	Emparejada	Completa	Emparejada	Completa	Emparejada

Fuente: Elaboración propia a partir de la investigación. *=-.05, **=-.01, ***=0.001.

Dado que los resultados se han mostrado en términos absolutos, no es posible dimensionar qué tan importante es el impacto de sv sobre la cobertura en relación con la superficie que efectivamente fue tratada. En el Tabla 7 se muestra una síntesis de los resultados para el margen extensivo e intensivo de acuerdo con los cuartiles de hectáreas dentro de sv. En la columna de cada cuartil se calcula el cociente del efecto promedio estimado entre el número de hectáreas inscritas al programa. Esto permite diferenciar el efecto promedio con respecto al tamaño de las municipalidades, en tanto que las unidades más grandes pueden contribuir con mayor superficie. Centrando la atención en los cuartiles intermedios y en

los tratamientos intensivos, puede observarse que para el cuartil 25% o municipios pequeños la cobertura forestal se reduce en una hectárea por cada hectárea incorporada a sv. En municipalidades medianas, por cada hectárea tratada se pierde media hectárea de cobertura forestal. Mientras que, para municipios grandes, el efecto promedio se reduce a la pérdida de 0.3 hectáreas de cobertura forestal por hectárea beneficiada. Por último, cabe señalar que la estimación con *matching* para el margen extensivo es consistente con estos cálculos.

Tabla 7. Efecto promedio por cuartil de hectáreas beneficiadas

Estimador	0%	25%	50%	75%	100%
Margen extensivo					
DiD	115.2	0.27	0.13	0.08	0
DiD + Match	700	1.61	0.77	0.46	0.01
Match	-509.6	-1.17	-0.56	-0.34	-0.01
SDiD	403.2	0.93	0.44	0.27	0
Margen intensivo					
Beneficiarios/Población 2015	-466.4	-1.08	-0.51	-0.31	0
Beneficiarios/Prod. Agroforestales	-609.6	-1.41	-0.67	-0.40	-0.01
Beneficiarios/Cobertura 2018	-590.8	-1.36	-0.65	-0.39	-0.01

Fuente: Elaboración propia a partir de la investigación.

5.3 Riesgos para la identificación

Existen distintos factores que podrían contaminar la estimación del impacto del programa sv. Uno de ellos es la deforestación causada por incendios u otros desastres naturales que reduzcan la cobertura forestal. Es importante asegurar que las estimaciones no se deben a que los municipios expuestos a sv también son aquellos con mayor incidencia de incendios forestales o que por otro motivo su cobertura esté disminuyendo. Un primer paso consistiría en tener una métrica de la pérdida de cobertura por incendios; para ello podrían utilizarse los datos de Tyukavina et al. (2022). Esto permitiría analizar el área perdida por incendios e identificar en qué municipios están concentradas las mayores pérdidas y si estos municipios muestran un comportamiento atípico.

Otra preocupación detrás de la estrategia empírica es el patrón de propiedad en las unidades de estudio. Podría considerarse que ostentar derechos sobre

las parcelas induce a prácticas que promueven la deforestación, tal como señalan BenYishay et al. (2017a). De tal forma que se esperaría mayor deforestación en municipios donde una porción importante de superficie corresponde a propiedad privada. En este estudio no se ha controlado directamente por la tenencia de la tierra; sin embargo, al ser un variable que evoluciona lentamente en el tiempo, puede asumirse que esta fuente de heterogeneidad ha sido incorporada en los efectos fijos por municipio. En todo caso, la *Actualización del Marco Censal Agropecuario* (INEGI, 2016) permitiría conocer la distribución de la propiedad catastral en 2016 y podría incorporarse en el algoritmo de emparejamiento.

Una variable más que podría ser importante en el análisis de la cobertura forestal son los conflictos. No obstante, de acuerdo con datos de Política de Drogas (CIDE, 2020), los enfrentamientos violentos entre miembros de la Secretaría de la Defensa Nacional y civiles son escasos en Chiapas. Así, por ejemplo, fueron registrados 2132 enfrentamientos en el estado de Tamaulipas entre 2007 y 2019, mientras que solo se observaron siete eventos en Chiapas. Con todo, es posible afirmar que los conflictos no juegan un papel importante en el estado dado que no son frecuentes.

Finalmente, un análisis más detallado permitiría distinguir si la pérdida de cobertura forestal provocada por sv se produjo en bosques abiertos o bosques cerrados. Dado que por bosque cerrado se refiere a que las copas de los árboles están juntas unas con otras, la base de datos empleada permitiría distinguir entre estos tipos de bosque si se define como bosque abierto a la categoría de arbustos y matorral. Incluso podría distinguirse entre bosques primarios que no han sido alterados por el humano, de los bosques secundarios que han sufrido importantes modificaciones. Con polígonos que asignen áreas como bosque primario podrían sobrecombinarse con los datos empleados para identificar la pérdida de bosque primario, de igual forma que Ferraro y Simorangkir (2020).

6. Conclusión

El presente trabajo busca determinar el impacto ambiental de sv. En principio, este programa social planteó la recuperación de suelos degradados y, en especial, la recuperación de la cobertura forestal, al menos como un objetivo secundario. Así, resalta como un programa que combina el combate a la pobreza con el cuidado ambiental. El espíritu detrás de su arquitectura es que el sustento de los hogares

rurales, en gran medida, depende del ecosistema y que la preservación del medio ambiente es un mecanismo que permite mejorar el estatus socioeconómico de estos hogares. Por eso, la intervención que propone podría caracterizarse como asistencia social bajo un esquema de trabajo. Sin embargo, el análisis empírico que se ha llevado a cabo muestra que el impacto del programa sobre la cobertura forestal es nulo en el mejor de los casos.

En concreto, el análisis de la incorporación de un municipio a sv o el margen extensivo mostró que el programa no genera mayor deforestación. A pesar de que las estimaciones cuentan con un alto nivel de variabilidad, dicho resultado fue robusto ante diversas especificaciones. Un factor detrás de la variabilidad de los resultados es el patrón de despliegue de sv, pues produce que la estrategia empírica únicamente cuente con variación espacial y no temporal. Un segundo factor es que no se emplearon variables que cambiaran en el tiempo y que permitieran obtener estimaciones más precisas. Por último, el hecho de emplear datos satelitales implica que el error de medición podría jugar un papel importante en la varianza. Algunas medidas que podrían tomarse en futuras investigaciones sería ampliar el análisis a las 20 entidades que se encuentran dentro del programa, con el fin de tener mayor variación temporal. Al mismo tiempo, podría incorporarse la dimensión espacial al análisis empleando modelos de econometría espacial.

En cuanto, al análisis de margen intensivo, parece ir en contra de la intuición de hallar un impacto negativo cuando la incorporación a sv pareciera no tener efecto. Sin embargo, es necesario recalcar que el impacto promedio al nivel municipal oscila entre -1166 y -1524 ha de forma consistente para las diversas definiciones de penetración de sv. Una explicación a este resultado podría ser que el diseño del programa y la forma en que moldea el comportamiento de los beneficiarios no está funcionando en la dirección correcta. Por un lado, ha sido documentado que las capacitaciones técnicas no proveen planes de trabajo que permitan la instalación de sistemas agroforestales. Mientras que, por otro lado, los apoyos económicos inducen a un mayor consumo al ser un choque positivo sobre el ingreso. En particular, podría ser el caso de que bienes intensivos en bosque se demandan aún más, lo cual repercute con mayor intensidad en localidades aisladas.

En conclusión, es evidente la necesidad de realizar más estudios rigurosos sobre las secuelas ambientales de los programas sociales. La omisión de estos efectos puede tener consecuencias graves para la asignación eficiente del presupuesto y para la sostenibilidad de las comunidades rurales. Por lo tanto, es fundamental que se preste más atención a este tema y que se realicen investigaciones más detalladas

para entender mejor los impactos ambientales de los programas sociales. De esta manera, podremos tomar decisiones más informadas y responsables que beneficien tanto a las personas como al medio ambiente.

Referencias

- Adams, W. M. (2020). *Green development: environment and sustainability in a developing world* (Fourth edition). Routledge, Taylor & Francis Group.
- Adams, W. M., Aveling, R., Brockington, D., Dickson, B., Elliott, J., Hutton, J., Roe, D., Vira, B. y Wolmer, W. (2004). Biodiversity conservation and the eradication of poverty. *Science*, 306(5699), 1146-1149. <https://doi.org/10.1126/science.1097920>
- Ali, D. A., Deininger, K. y Monchuk, D. (2020). Using satellite imagery to assess impacts of soil and water conservation measures: Evidence from ethiopia's tana-beles watershed. *Ecological Economics*, 169, 106512. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2019.106512>
- Alix-Garcia, J., Janvry, A. D. y Sadoulet, E. (2005). A tale of two communities: Explaining deforestation in Mexico. *World Development*, 33(2), 219-235. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2004.07.010>
- Alix-Garcia, J. M., Shapiro, E. N. y Sims, K. R. E. (2012). Forest conservation and slippage: Evidence from Mexico's national payments for ecosystem services program. *Land Economics*, 88(4), 613-638. <https://doi.org/10.3368/le.88.4.613>
- Alix-Garcia, J., McIntosh, C., Sims, K. R. E. y Welch, J. R. (2013). The ecological footprint of poverty alleviation: Evidence from Mexico's oportunidades program. *The Review of Economics and Statistics*.
- Allen, J. C. y Barnes, D. F. (1985). The causes of deforestation in developing countries. *Annals of the Association of American Geographers*, 75(2), 163-184. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8306.1985.tb00079.x>
- Angrist, J. D. y Pischke, J.-S. (2015). *Mastering 'metrics: the path from cause to effect*. Princeton University Press.
- Arkhangelsky, D., Athey, S., Hirshberg, D. A., Imbens, G. W. y Wager, S. (2021). Synthetic difference-in-differences. *American Economic Review*, 111(12), 4088-4118. <https://doi.org/10.1257/aer.20190159>

- Avalos, A. (2016). Household consumption response to food price shocks and the vulnerability of the poor in Mexico: Consumption response to food price shocks. *Journal of International Development*, 28(8), 1294-1312. <https://doi.org/10.1002/jid.3127>
- Barrett, C. B., Travis, A. J. y Dasgupta, P. (2011). On biodiversity conservation and poverty traps. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108(34), 13907-13912. <https://doi.org/10.1073/pnas.1011521108>
- BenYishay, A., Heuser, S., Runfola, D. y Trichler, R. (2017a). Indigenous land rights and deforestation: Evidence from the Brazilian Amazon. *Journal of Environmental Economics and Management*, 86, 29-47. <https://doi.org/10.1016/j.jeem.2017.07.008>
- BenYishay, A., Parks, B., Runfola, D. y Trichler, R. (2016). *Forest Cover Impacts of Chinese Development Projects in Ecologically Sensitive Areas* (Working Paper 32). AidData at William & Mary. Williamsburg, VA.
- BenYishay, A., Runfola, D., Trichler, R., Dolan, C., Goodman, S., Parks, B., Tanner, J., Heuser, S., Batra, G. y Anand, A. (2017b). A Primer on Geospatial Impact Evaluation Methods, Tools, and Applications. <https://www.aiddata.org/publications/a-primer-on-geospatial-impact-evaluation-methods-tools-and-applications>
- Brown, C. F., Brumby, S. P., Guzder-Williams, B., Birch, T., Hyde, S. B., Mazzariello, J., Czerwinski, W., Pasquarella, V. J., Haertel, R., Ilyushchenko, S., Schwehr, K., Weisse, M., Stolle, F., Hanson, C., Guinan, O., Moore, R. y Tait, A. M. (2022). Dynamic world, near real-time global 10 m land use land cover mapping [Number: 1 Publisher: Nature Publishing Group]. *Scientific Data*, 9(1), 251. <https://doi.org/10.1038/s41597-022-01307-4>
- Busch, J. y Ferretti-Gallon, K. (2017). What drives deforestation and what stops it? a meta-analysis. *Review of Environmental Economics and Policy*, 11(1), 3-23. <https://doi.org/10.1093/reep/rew013>
- Callaway, B., Goodman-Bacon, A. y Sant'Anna, P. H. C. (2021). Difference-in-differences with a continuous treatment. <http://arxiv.org/abs/2107.02637>
- Cámara de Diputados (2023). *Política Social: Ramo 20 Bienestar*.
- CEIBA (2018). *Consideraciones sobre el programa: Sembrando Vida* (Informe de Reunión). <https://ceiba.org.mx/sembrando-vida-analisis-general/>
- CIDE (Centro de Investigación y Docencia Económicas). (2020). Política de Drogas. <https://politicadedrogas.org/site/OGrafica/id/129.html>

- Coneval (Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social). (2015). *Índice de Rezago Social*. https://www.coneval.org.mx/Medicion/IRS/paginas/indice_rezago_social_2015.aspx
- Coneval. (2022a). *Posición Institucional Sembrando Vida*.
- Coneval. (2022b). *Fichas de Monitoreo y Evaluación* (Informe núm. 2021-2022).
- Coneval. (2024). *Evaluación de impacto del Programa Sembrando Vida*. https://www.coneval.org.mx/EvaluacionDS/PP/CEIPP/Documents/EVALUACIONES/Evaluacion_impacto_PSV/Evaluacion_de_impacto_PSV.pdf
- Coneval. (s.f.). *Evaluación de Procesos*. <https://www.coneval.org.mx/EvaluacionDS/Metodologia/Paginas/Procesos.aspx>
- Cortez Egremy, J. G., Baca Del Moral, J., Uribe Gómez, M., Gómez Hernández, T. y Valdés Velarde, E. (2022). La multifuncionalidad de la agricultura como herramienta de análisis de políticas agrarias: el caso del programa Sembrando Vida en Chahuities, Oaxaca. *Acta Universitaria*, 32, 1-18. <https://doi.org/10.15174/au.2022.3339>
- Cunningham, S. (2021). *Causal inference: the mixtape*. Yale University Press.
- Deininger, K. y Minten, B. (2002). Determinants of deforestation and the economics of protection: An application to Mexico. *American Journal of Agricultural Economics*, 84(4), 943-960. <http://www.jstor.org/stable/1244737>
- Ferraro, P. J. y Simorangkir, R. (2020). Conditional cash transfers to alleviate poverty also reduced deforestation in indonesia. *Science Advances*, 6(24), eaz1298. <https://doi.org/10.1126/sciadv.aaz1298>
- García-Hombrados, J. y Martínez-Matute, M. (2021). Specialized courts and the reporting of intimate partner violence: Evidence from Spain. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3957860>
- Gilliland, T. E., Sanchirico, J. N. y Taylor, J. E. (2019). An integrated bio-economic local economy-wide assessment of the environmental impacts of poverty programs. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 116(14), 6737-6742. <https://doi.org/10.1073/pnas.1816093116>
- Gonzalez-Moctezuma, P. y Rhemtulla, J. M. (2024). National agroforestry program in Mexico faces trade-offs between reducing poverty, protecting biodiversity and targeting forest loss. *Environmental Research Letters*, 19(10), 104002. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ad6a27>

- Goodman, S., BenYishay, A., Lv, Z. y Runfola, D. (2019). GeoQuery: Integrating HPC systems and public web-based geospatial data tools. *Computers & Geosciences*, 122, 103-112. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2018.10.009>
- Goodman-Bacon, A. (2021). Difference-in-differences with variation in treatment timing. *Journal of Econometrics*, 225(2), 254-277. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2021.03.014>
- Grossman, G. y Krueger, A. (1995).: Economic growth and the environment. *Quarterly Journal of Economics*, cx, 2, 353-377.
- INEGI. (Instituto Nacional de Estadística y Geografía) (2015). *Encuesta Intercensal*. <https://www.inegi.org.mx/programas/intercensal/2015/#-Microdatos>
- INEGI. (2016). *Actualización del Marco Censal Agropecuario*. <https://www.inegi.org.mx/programas/amca/2016/#Documentacion>
- INEGI. (2023). *Índices de Precios al Consumidor*. <https://www.inegi.org.mx/app/indicesdepresios/Estructura.aspx?idEstructura=112001300040&T=%C3%8Dndices%20de%20Precios%20al%20Consumidor&ST=INPC%20Nacional%20>
- Jain, M. (2020). The benefits and pitfalls of using satellite data for causal inference. *Review of Environmental Economics and Policy*, 14(1), 157-169. <https://doi.org/10.1093/reep/rez023>
- Keele, L., Titiunik, R. y Zubizarreta, J. R. (2015). Enhancing a geographic regression discontinuity design through matching to estimate the effect of ballot initiatives on voter turnout. *Journal of the Royal Statistical Society Series A: Statistics in Society*, 178(1), 223-239. <https://doi.org/10.1111/rssa.12056>
- Klepeis, P. y Vance, C. (2009). Neoliberal policy and deforestation in southeastern Mexico: An assessment of the Procampo program. *Economic Geography*, 79(3), 221-240. <https://doi.org/10.1111/j.1944-8287.2003.tb00210.x>
- Lech, M., Uitto, J. I., Harten, S., Batra, G. y Anand, A. (2018). *Improving international development evaluation through geospatial data and analysis*.
- Martin Persson, U. y Alpízar, F. (2013). Conditional cash transfers and payments for environmental services—a conceptual framework for explaining and judging differences in outcomes. *World Development*, 43, 124-137. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2012.10.006>

- Norton, A., Seddon, N., Agrawal, A., Shakya, C., Kaur, N. y Porras, I. (2020). Harnessing employment-based social assistance programmes to scale up nature-based climate action. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 375(1794), 20190127. <https://doi.org/10.1098/rstb.2019.0127>
- PNUD (Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo). (2023). *Informe de Desarrollo Humano Municipal 2010-2020*. <https://www.undp.org/es/mexico/publicaciones/informe-de-desarrollo-humano-municipal-2010-2020-una-decada-de-transformaciones-locales-en-mexico-0>
- Probst, B., BenYishay, A., Kontoleon, A. y Dos Reis, T. N. P. (2020). Impacts of a large-scale titling initiative on deforestation in the Brazilian Amazon. *Nature Sustainability*, 3(12), 1019-1026. <https://doi.org/10.1038/s41893-020-0537-2>
- Reyes-Hernández, H. (2023). Payment for environmental services: Forest conservation and poverty alleviation in a tropical region of Mexico. *Land Use Policy*, 133, 106847. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2023.106847>
- Roth, J., Sant'Anna, P. H. C., Bilinski, A. y Poe, J. (2023). *What's trending in difference-in-differences? A synthesis of the recent econometrics literature*. <http://arxiv.org/abs/2201.01194>
- Sánchez, K. B., Treviño, A. Z. M., Carreño, C. M., Merchán, M. L. M. y Burguete, A. G. E. (2022). Evaluación de Procesos del Programa Sembrando Vida.
- Sanderson, S. y Redford, K. (2004). The defence of conservation is not an attack on the poor. *Oryx*, 38(2), 146-147. <https://doi.org/10.1017/S0030605304000274>.
- Secretaría del Bienestar. (2019). *Reglas de Operación del Programa Sembrando Vida*.
- Secretaría del Bienestar. (2020a). *Reglas de Operación del Programa Sembrando Vida*.
- Secretaría de Bienestar. (2020b). *Diagnóstico y Propuesta de Atención Sembrando Vida (Diagnóstico presupuestario)*.
- Secretaría de Bienestar. (2021a). *Diagnóstico y Propuesta de Atención Sembrando Vida (Diagnóstico presupuestario)*.
- Secretaría del Bienestar. (2021b). *Reglas de Operación del Programa Sembrando Vida*.

- Secretaría del Bienestar. (2022). *Reglas de Operación del Programa Sembrando Vida*.
- Secretaría del Bienestar. (2023a). *Padrón Único de Beneficiarios*. <https://pub.bienestar.gob.mx/v2/pub/programasIntegrales/16/868>
- Secretaría del Bienestar. (2023b). *Reglas de Operación del Programa Sembrando Vida*.
- Semarnat (Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales). (2022). *Superficie beneficiada y sembradores del Programa Sembrando Vida*. http://dgeiawf.semarnat.gob.mx:8080/ibi_apps/WFServlet?IBIF_ex=D3_RFORESTA09_19&IBIC_user=dgeia_mce&IBIC_pass=dgeia_mce&NOMBREENTIDAD=* &NOMBREANIO=*
- SHCP (Secretaría de Hacienda y Crédito Público). (2019). *Proyecto de Presupuesto de Egresos de la Federación* (Resumen en clasificación económica por: unidad responsable, funcional y programas presupuestarios núm. 2019). https://www.ppef.hacienda.gob.mx/work/models/PPEF2019/docs/20/r20_ppcer.pdf
- SHCP. (2020). *Proyecto de Presupuesto de Egresos de la Federación* (Resumen en clasificación económica por: unidad responsable, funcional y programas presupuestarios núm. 2020). https://www.ppef.hacienda.gob.mx/work/models/PPEF2020/docs/20/r20_ppcer.pdf
- SHCP. (2021). *Proyecto de Presupuesto de Egresos de la Federación* (Resumen en clasificación económica por: unidad responsable, funcional y programas presupuestarios núm. 2021). https://www.ppef.hacienda.gob.mx/work/models/PPEF2021/docs/20/r20_ppcer.pdf
- SHCP. (2022). *Proyecto de Presupuesto de Egresos de la Federación* (Resumen en clasificación económica por: unidad responsable, funcional y programas presupuestarios núm. 2022). https://www.ppef.hacienda.gob.mx/work/models/bzPX2qB5/PPEF2022/qgp8v2PM/docs/20/r20_ppcer.pdf
- SHCP. (2023). *Proyecto de Presupuesto de Egresos de la Federación* (Resumen en clasificación económica por: unidad responsable, funcional y programas presupuestarios núm. 2023). https://www.ppef.hacienda.gob.mx/work/models/8uLX2rB7/PPEF2023/mo2h2PK/docs/20/r20_reu-rgfpp.pdf

- Tyukavina, A., Potapov, P., Hansen, M. C., Pickens, A. H., Stehman, S. V., Turubanova, S., Parker, D., Zalles, V., Lima, A., Kommareddy, I., Song, X.-P., Wang, L. y Harris, N. (2022). Global Trends of Forest Loss Due to Fire From 2001 to 2019. *Frontiers in Remote Sensing*, 3, 825190. <https://doi.org/10.3389/frsen.2022.825190>
- Warman, J., Zúñiga, J. I. y Cervera, M. (2021). *Análisis de los impactos en las coberturas forestales y potencial de mitigación de las parcelas del programa Sembrando Vida implementadas en 2019*.

Apéndice

Estimaciones suplementarias

Las especificaciones de la Tabla A.1 permiten que el efecto de la intensidad de PKH cambie de manera más flexible, en lugar de a través de un efecto constante, como en las especificaciones de la Tabla 7. Sin embargo, en estas especificaciones, los coeficientes asociados a la intensidad de tratamiento no pueden interpretarse de forma directa. Considerando los municipios representativos o promedio en términos de exposición a sv, la pérdida de cobertura forestal media que sugieren los modelos se encuentra entre -2070 y -2482 has. Destaca que estas estimaciones son más precisas con las normalizaciones por población y productores agroforestales.

La estrategia empírica reposa en el supuesto de que no hay otros factores de variables en el tiempo que afectan la cobertura forestal y, por lo tanto, el estimador obtenido de las regresiones de las Tablas 7 y A.1 identificarán el efecto causal de sv en los municipios participantes. Un posible factor que varía con el tiempo, y que falta en las estimaciones, es la pérdida de cubierta forestal rezagada; esto podría interpretarse como si la probabilidad de que los municipios reciban el programa esté influenciada por su pérdida de bosques en el pasado. La pérdida de cobertura forestal en el pasado no se puede capturar con un efecto fijo por unidad. Sin embargo, agregar una variable dependiente rezagada a (1) hace que el estimador sea inconsistente. Un enfoque alternativo es descartar α y sumar la pérdida de cobertura forestal con un retraso de un período, $Y_{i,t-1}$; los resultados se muestran en el Tabla A.2:

$$Y_{it} = \alpha_0 + \delta \text{Intensidad}_{it} + \alpha_i + \epsilon_{it}$$

Tabla A.1: Modelos de margen intensivo con término cuadrático

	Cobertura forestal (ha)					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Beneficiarios/Población 2015	-6326.903 [25 670.985]	-112 560.282** [33 737.767]				
(Beneficiarios/Población 2015)^2	98 616.028 [150 761,772]	450 888.199**				
Beneficiarios/Prod. agroforestales			-4269.851 [3318.353]	-16 477.736** [5519.994]		
(Beneficiarios/Prod. agroforestales)^2			8674.722 [5392,457]	11 035.311*		
Beneficiarios/Cobertura 2018					-10 582.424 [18 577.299]	-79 276.515* [31 681.679]
(Beneficiarios/Cobertura 2018)^2					-53 510.883 [135 238.215]	221 448.841 [144 037.716]
Num.Obs.	1770	1104	1770	1104	1770	1104
R2	0.989	0.993	0.989	0.993	0.989	0.993
R2 Adj.	0.988	0.992	0.988	0.992	0.988	0.992
Agrupación Est.Error	Municipio	Municipio	Municipio	Municipio	Municipio	Municipio
FE: Periodo	✓	✓	✓	✓	✓	✓
FE: Municipio	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Muestra:	Completa	Emparejada	Completa	Emparejada	Completa	Emparejada

Fuente: Elaboración propia a partir de la investigación. .=.1, *=.05, **=.01, ***=0.00

Tabla A.2: Modelos de margen intensivo con rezago de la cobertura

	Cobertura forestal (ha)							
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Presencia SV	136.163 [205.246]	306.306 [366.467]						
Cob. Forestal t-1	0.993*** [0.003]	0.990*** [0.004]	0.993*** [0.003]	0.990*** [0.004]	0.993*** [0.003]	0.990*** [0.004]	0.993*** [0.003]	0.989*** [0.005]
Beneficiarios/ Población 2015			-621.216 [2156.574]	-17.119 [3085.473]				
Beneficiarios/Prod. agroforestales					-116.324 [389.010]	-18.847 [602.798]		
Beneficiarios/ Cobertura 2018							-4748.799* [1933.321]	-6944.200* [2923.673]
Num.Obs.	1652	1104	1652	1104	1652	1104	1652	1104
R2	0.971	0.980	0.971	0.980	0.971	0.980	0.971	0.980
R2 Adj.	0.971	0.980	0.971	0.980	0.971	0.980	0.971	0.980
Agrupación Est.Error	Municipio	Municipio	Municipio	Municipio	Municipio	Municipio	Municipio	Municipio
FE: Periodo	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
FE: Municipio	C	C	C	C	C	C	C	C
Muestra:	Completa	Emparejada	Completa	Emparejada	Completa	Emparejada	Completa	Emparejada

Fuente: Elaboración propia a partir de la investigación. .=.1, *=.05, **=.01, ***=0.001.