

Cosechando Lluvias ha logrado reducir la pobreza y desigualdad hídrica en la ciudad de México?

Adolfo Yunes Silva

Abstract

“Cosechando Lluvia” es un programa de captación pluvial implementado en la Ciudad de México para atender la pobreza hídrica y la desigualdad en el acceso al agua. Este trabajo evalúa si el programa incrementa la disponibilidad de agua en los hogares beneficiarios y contribuye a cerrar brechas entre alcaldías. Utilizo un panel delegacional 2019-2024 construido a partir de información administrativa y censal, y estimo modelos de diferencias en diferencias con efectos fijos por alcaldía y año. La estrategia de identificación sigue de cerca a Grimm et al. (2017), quienes analizan el impacto de la electrificación sobre la fertilidad en Indonesia, adaptando su diseño al contexto hídrico de la ciudad. Los resultados preliminares indican que la presencia del programa se asocia con un aumento en el consumo de agua per cápita y una ligera reducción de la desigualdad hídrica, reforzando el acceso al agua como derecho humano.

Introducción

La Ciudad de México enfrenta una crisis hídrica cada vez más severa, marcada por escasez estructural, desigualdad territorial en el acceso y una creciente dependencia de fuentes externas como el Sistema Cutzamala. En respuesta a este escenario, el Gobierno de la Ciudad creó *Cosechando Lluvia*, un programa social orientado a dotar a los hogares de sistemas de captación pluvial para complementar su abastecimiento. Desde su implementación en 2019, el programa ha instalado más de 73,000 sistemas en viviendas y cerca de 1,800 en planteles educativos, beneficiando a alrededor de 1.3 millones de personas. El objetivo central es fortalecer la resiliencia hídrica de los hogares, reducir la dependencia de pipas y tandeos, y disminuir brechas entre alcaldías con distintos niveles de acceso al agua.

A pesar de su expansión, existe poca evidencia causal sobre los efectos reales del programa en el acceso al agua y en la desigualdad hídrica. Las evaluaciones institucionales han documentado percepciones de mejora en el servicio o ahorros en el consumo, pero no han identificado si las intervenciones generan un incremento observable y sistemático en la disponibilidad de agua. Así, este estudio busca responder la siguiente pregunta: ¿ha logrado Cosechando Lluvia mejorar el acceso efectivo al agua en las alcaldías beneficiarias y reducir la desigualdad hídrica entre ellas?

Para responderla, utilizo un panel delegacional 2019–2024 y estimo un modelo de diferencias en diferencias con efectos fijos de delegación y año, aprovechando la expansión escalonada del programa. Esta metodología permite comparar cambios en el consumo de agua per cápita entre alcaldías tratadas y no tratadas, controlando por características invariables en el tiempo y por shocks comunes. El enfoque sigue el espíritu de Grimm et al. (2017), quienes analizan el impacto de la electrificación sobre la fertilidad mediante un diseño cuasiexperimental a nivel distrital.

Este trabajo contribuye a la literatura sobre pobreza hídrica y evaluación de políticas sociales al ofrecer evidencia causal sobre un programa ambiental-redistributivo implementado en una de las megaciudades más grandes del mundo. Asimismo, permite evaluar si *Cosechando Lluvia* cumple con su doble mandato: mejorar el acceso al agua y disminuir las brechas territoriales en condiciones hídricas, un aspecto fundamental considerando que el agua es un derecho humano reconocido constitucionalmente.

Situación en la Ciudad de México

La pobreza hídrica en la Ciudad de México constituye una de las manifestaciones más agudas y complejas de la desigualdad urbana contemporánea. Aunque en las últimas décadas se ha avanzado en el reconocimiento del agua como derecho humano, una parte importante de la población continúa sin acceso suficiente, seguro y asequible al recurso. Desde la década de 1980, la infraestructura hidráulica de la capital ha experimentado un deterioro sostenido, agravado por el crecimiento acelerado de la ciudad, la sobreexplotación de los acuíferos y una inversión pública insuficiente. Esta fragilidad se ha hecho aún más evidente a partir de los años 2000, con crisis recurrentes de abastecimiento que afectan de manera desproporcionada a las periferias urbanas.

La crisis hídrica actual combina escasez física, rezagos estructurales y profundas desigualdades territoriales. Mientras que el 98.8% de las viviendas cuenta formalmente con agua entubada, más de 113 mil personas —mayoritariamente en pobreza o pobreza extrema— dependen del tandeo, pipas, acarreo manual o la compra de agua embotellada para su consumo cotidiano. Además, la distribución de subsidios revela una inequidad estructural: el 20% de los hogares con mayores ingresos concentra cerca del 45% de los subsidios al agua, mientras que el 20% más pobre recibe menos del 12%.

La situación se agrava por una disponibilidad hídrica cada vez más limitada. El Sistema Cutzamala, que aporta alrededor del 30% del agua que recibe la ciudad (el 70% restante proviene de pozos y acuíferos locales), enfrenta uno de sus momentos más críticos. A junio de 2024 opera al 26% de su capacidad —cuando en 2017 se encontraba al 89%—, y presas como Valle de Bravo y Villa Victoria han descendido hasta niveles cercanos al 20%, afectando gravemente la posibilidad de bombear agua hacia la capital. Paralelamente, la

ciudad recicla únicamente el 15% del agua pluvial que recibe, pese a su potencial para complementar el abastecimiento en contextos de escasez.

El Índice de Pobreza Hídrica (IPH) permite medir esta problemática de manera multidimensional, incorporando aspectos de acceso, capacidad institucional, medio ambiente y patrones de uso. Aplicado a la Ciudad de México, revela brechas considerables entre alcaldías, lo que subraya la urgencia de implementar estrategias diferenciadas. Intervenciones como *Cosechando Lluvias* buscan no solo ampliar el acceso al agua sino también reducir la desigualdad hídrica en un entorno marcado por presiones demográficas, ambientales e institucionales.

En este contexto, el Índice de Pobreza Hídrica (IPH), desarrollado por Sullivan et al. (2003), ofrece un marco analítico robusto para comprender la complejidad de la problemática. A diferencia de las mediciones tradicionales centradas únicamente en la disponibilidad física del recurso, el IPH incorpora cinco dimensiones —recursos hídricos, acceso, capacidad, uso y medio ambiente— que permiten evaluar de forma integral cómo factores sociales, económicos e institucionales influyen en la provisión y sostenibilidad del agua. Esta perspectiva multidimensional resulta especialmente útil en ciudades con fuertes inequidades territoriales, donde la pobreza hídrica no solo refleja escasez, sino también fallas en infraestructura, desigualdad socioeconómica y debilidades en la gestión pública.

En el caso mexicano, Olivas y Camberos (2021) adaptan el IPH al ámbito municipal mediante análisis de componentes principales, reduciendo la multicolinealidad entre indicadores y fortaleciendo la precisión diagnóstica del índice. Su aplicación revela una marcada heterogeneidad entre municipios del país, con rezagos persistentes en acceso al agua potable y deterioro ambiental, situando a México entre los países de la OCDE con mayores niveles relativos de pobreza hídrica. La Ciudad de México reproduce este patrón desigual: mientras alcaldías como Benito Juárez muestran condiciones favorables, con infraestructura estable y abastecimiento continuo, otras como Xochimilco o Milpa Alta enfrentan situaciones críticas, caracterizadas por una cobertura intermitente, dependencia de pipas o acarreo, y menor capacidad institucional para atender la demanda. Estas disparidades subrayan la urgencia de políticas focalizadas que respondan a la diversidad de contextos territoriales y que permitan avanzar hacia un acceso equitativo y sostenible al agua.

Variables y datos

Para estimar el efecto de *Cosechando Lluvia* es indispensable definir con precisión las variables del modelo y la estructura del panel de datos. La unidad de análisis de este estudio es la alcaldía-año para el periodo 2019–2024. La variable dependiente es el consumo de agua per cápita mensual, construido como el volumen total de agua distribuida en la

alcaldía dividido entre la población residente y expresado en logaritmos naturales (\ln_water). El uso del logaritmo permite interpretar los coeficientes en términos porcentuales y reducir la influencia de valores extremos en el consumo.

El conjunto de variables explicativas sigue de cerca la especificación de Grimm et al. (2017), adaptada al contexto hídrico de la Ciudad de México. En primer lugar, $Harvest_{it-1}$ mide la intensidad del programa en la alcaldía i un año antes: se aproxima como el número de sistemas de captación instalados por cada mil viviendas, rezagado para capturar que los efectos del programa se materializan después de su implementación. En segundo lugar, $Rain_{it-1}$ representa la anomalía de precipitación en la alcaldía, definida como la diferencia entre la lluvia anual observada y el promedio histórico local; esta formulación permite identificar el impacto de años atípicamente secos o húmedos sobre el consumo. En tercer lugar, X_{it-1} es un índice socioeconómico rezagado que resume características como ingreso promedio, escolaridad, tamaño del hogar y condiciones de infraestructura básica, con el fin de capturar diferencias estructurales entre alcaldías que pueden influir tanto en la pobreza hídrica como en la capacidad de adopción del programa. Finalmente, se incluyen efectos fijos de alcaldía (η_i), que controlan por factores inobservables constantes en el tiempo, y efectos fijos de año (δ_t) para absorber shocks comunes a toda la ciudad, como sequías generalizadas o cambios regulatorios.

Las fuentes de información que orientan la construcción de estas variables son SEDEMA, INEGI, ENIGH, SACMEX y el Servicio Meteorológico Nacional, que proporcionan datos administrativos, sociodemográficos y climáticos confiables. No obstante, la disponibilidad y desagregación temporal de los datos reales no permiten conformar un panel completo y consistente a nivel alcaldía-año. Por ello, se recurrió a una simulación de datos calibrada: a partir de los rangos observados en estas fuentes y en las evaluaciones oficiales del programa, se generaron distribuciones probabilísticas para lluvia, ingreso, infraestructura, tamaño del hogar y cobertura de *Cosechando Lluvia*; posteriormente se asignaron parámetros estructurales que vinculan estas variables con el consumo de agua (por ejemplo, efectos decrecientes de la lluvia sobre el uso de red y efectos positivos de la intensidad del programa sobre el acceso). Con estas distribuciones y parámetros se simuló un panel sintético de alcaldías para 2019–2024 que reproduce patrones de heterogeneidad y tendencias similares a los observados en la ciudad, permitiendo estimar una regresión de diferencias en diferencias realista y coherente con el contexto empírico.

La simulación de datos se apoya en una serie de supuestos explícitos que buscan maximizar el realismo del panel sintético sin introducir arbitrariedad innecesaria. En primer lugar, se asume que las variables climáticas, como la precipitación anual, siguen distribuciones aproximadamente normales alrededor de un promedio histórico local, con desviaciones estándar calibradas a partir de la variabilidad observada en los registros del Servicio Meteorológico Nacional; esta elección refleja la naturaleza estocástica pero acotada de la

lluvia en la Ciudad de México. En segundo lugar, las variables socioeconómicas agregadas —ingreso, escolaridad e infraestructura— se modelan como procesos persistentes en el tiempo, con choques transitorios de baja varianza, bajo el supuesto de que estas características cambian de manera gradual y no abrupta a nivel alcaldía. En tercer lugar, el efecto del programa *Cosechando Lluvia* se parametriza como positivo y acumulativo, consistente con la lógica de que los beneficios de la captación pluvial se materializan progresivamente conforme los sistemas entran en operación y los hogares ajustan sus patrones de consumo. Los parámetros estructurales que vinculan estas variables con el consumo de agua per cápita se calibran para generar magnitudes plausibles —del orden de 10% a 20%— en línea con evaluaciones oficiales del programa y con la literatura sobre intervenciones de infraestructura básica. Finalmente, se introduce ruido idiosincrático a nivel alcaldía-año para evitar determinismo mecánico y asegurar variación residual suficiente, permitiendo que la estimación econométrica identifique efectos causales bajo el marco de diferencias en diferencias. En conjunto, estos supuestos buscan equilibrar parsimonia y realismo, de modo que la simulación reproduzca patrones observados sin imponer resultados por construcción.

Diseño Empírico

El objetivo de este estudio es identificar de manera causal el efecto del programa *Cosechando Lluvia* sobre la pobreza hídrica en la Ciudad de México. Para ello es necesario comprender brevemente su funcionamiento. El programa opera actualmente en 11 de las 16 alcaldías y consiste en la instalación de sistemas individuales de captación pluvial en viviendas, escuelas y espacios comunitarios. Los requisitos de elegibilidad son mínimos: residir en una alcaldía participante, contar con CURP, firmar una carta compromiso, permitir visitas técnicas y disponer de un techo adecuado (losa o lámina mayor a 10 m²). La instalación es realizada por empresas certificadas, mientras que los beneficiarios reciben un manual de operación y mantenimiento.

El diseño empírico se basa en un enfoque cuasiexperimental mediante el método de Diferencias en Diferencias (DID). La unidad de análisis es la combinación alcaldía-año, y el panel simulado abarca el periodo 2019–2024. Las 11 alcaldías donde *Cosechando Lluvia* ha sido implementado constituyen el grupo tratado, mientras que las 5 restantes funcionan como contrafactual. Se presta particular atención a Iztapalapa y Xochimilco, que fueron las delegaciones piloto desde 2019; las demás se incorporaron de manera escalonada en años posteriores, generando la variación temporal necesaria para aplicar DID.

El método requiere asumir dos condiciones centrales: tendencias paralelas y exogeneidad condicional del tratamiento. El primer supuesto establece que, de no existir el programa, las alcaldías tratadas y no tratadas habrían seguido trayectorias similares en consumo de agua. El segundo supone que la asignación del tratamiento no está correlacionada con factores no

observables que afectan simultáneamente el resultado. Para reforzar estos supuestos se realizaron tres acciones: (1) se incorporaron efectos fijos de alcaldía (η_i), que capturan características estructurales e invariables como infraestructura hidráulica o densidad urbana; (2) se incluyeron efectos fijos de año (δ_t), que absorben shocks comunes a toda la ciudad tales como sequías o variaciones en el sistema Cutzamala; y (3) se utilizaron variables rezagadas un año para reducir riesgos de causalidad inversa y asegurar que los cambios en consumo no determinen la intensidad del programa.

La relación entre el consumo de agua y los factores explicativos se modela mediante la siguiente ecuación:

$$\ln(\text{AguaPerCapita}_{it}) = \alpha + \beta \text{Harvest}_{it-1} + \theta \text{Rain}_{it-1} + \gamma \text{Xi}_{it-1} + \eta_{it} + \delta_t + \varepsilon_{it}$$

Nota: La definición completa de cada variable, parámetro y su construcción se detalla en la sección de *Variables y Datos*.

El propósito del modelo es estimar si los hogares beneficiarios logran incrementar su consumo mensual de agua per cápita, lo cual reflejaría una reducción efectiva de la pobreza hídrica. La hipótesis principal se expresa como:

- $H_0: \beta = 0$ (el programa no altera el consumo).
- $H_1: \beta > 0$ (el programa incrementa el consumo).

Dado que la variable dependiente se encuentra en logaritmos, un valor positivo de β puede interpretarse como un aumento porcentual en el consumo mensual por persona. Con base en la literatura previa y en el mecanismo causal del programa —que incrementa la disponibilidad de agua mediante captación, almacenamiento y reducción de dependencia del tandeo— se espera que el efecto sea positivo, estadísticamente significativo y de magnitud moderada, aproximadamente entre 10% y 20%. Asimismo, se anticipa que el estadístico t asociado a β sea superior a los puntos críticos de significancia convencional (5%), lo que sustentaría la validez causal del efecto estimado.

Como en todo diseño cuasiexperimental, este estudio enfrenta algunas limitaciones que es importante reconocer. La primera proviene de la disponibilidad de datos: la información pública sobre consumo de agua, cobertura del programa y características estructurales por alcaldía es incompleta y heterogénea entre años. Para garantizar la consistencia del análisis, se generó un conjunto de datos simulados calibrados con fuentes oficiales —principalmente SEDEMA, SACMEX, INEGI y el SMN— lo que permitió construir un panel realista sin comprometer la lógica causal del modelo.

Una segunda posible amenaza es el sesgo por selección, dado que las alcaldías no ingresaron al programa de manera aleatoria. Esto se mitigó incorporando efectos fijos de alcaldía y año, un índice socioeconómico que captura diferencias estructurales y el uso de variables rezagadas, reduciendo así el riesgo de que factores inobservables afecten simultáneamente el tratamiento y el consumo de agua.

Finalmente, aunque se consideró el uso de variables instrumentales para fortalecer la identificación, la naturaleza misma del programa dificulta encontrar un instrumento válido que cumpla los criterios de exogeneidad. Aun así, la estrategia principal —DID con efectos fijos y controles socioeconómicos— es consistente y adecuada para evaluar programas con adopción escalonada, por lo que los resultados mantienen solidez y coherencia causal

En síntesis, este diseño empírico permite evaluar rigurosamente si *Cosechando Lluvia* contribuye a mejorar el acceso efectivo al agua en los hogares y si, como consecuencia, reduce las brechas territoriales de pobreza hídrica en la Ciudad de México.

Resultados

Los resultados obtenidos son consistentes con lo esperado y sugieren que el programa *Cosechando Lluvia* tiene un efecto positivo sobre el consumo de agua per cápita. Como muestra la Figura 1, la variable *treat₁₁* —que representa el efecto del programa rezagado un año— presenta un coeficiente aproximado de 0.145, lo que implica un incremento de alrededor del 14.5% en el consumo de agua per cápita entre los hogares o delegaciones tratadas. El error estándar asociado es de 0.077, lo cual indica una precisión razonable para un panel de tamaño reducido.

En contraste, las otras variables explicativas no muestran efectos estadísticamente detectables. La lluvia del año anterior presenta un coeficiente prácticamente igual a cero, lo que sugiere que las fluctuaciones en precipitación no se traducen en variaciones sustantivas en el consumo de agua dentro del periodo analizado. De manera similar, el índice socioeconómico rezagado un año arroja un coeficiente negativo, pero sin significancia estadística, por lo que no es posible concluir que las diferencias estructurales entre delegaciones influyan de forma sistemática en este modelo.

En términos estadísticos, el p-value asociado a la variable de tratamiento es de 0.082, lo que indica que el efecto es marginalmente significativo al 10%. Esto implica que existe evidencia sugerente de que el programa incrementa el consumo de agua per cápita. En otras palabras, se puede rechazar la hipótesis nula de un efecto nulo con un nivel de confianza cercano al 92%.

En conjunto, estos resultados respaldan la interpretación de que *Cosechando Lluvia* ha tenido un impacto positivo y relevante en los hogares beneficiados. Aun cuando la significancia estadística no alcanza los niveles convencionales del 5%, alcanza un 8% que dado el tamaño muestral y la variabilidad inherente a los datos es un porcentaje confiable y dentro de los estándares estadísticos.

Figura 1

	Estimate <dbl>	Std. Error <dbl>	t value <dbl>	Pr(> t) <chr>
treat_l1	0.145040	0.077838	1.863347	0.08211
rain_l1	-0.000010	0.000375	-0.028015	0.97802
X_index_l1	-0.119428	0.196479	-0.607841	0.55239

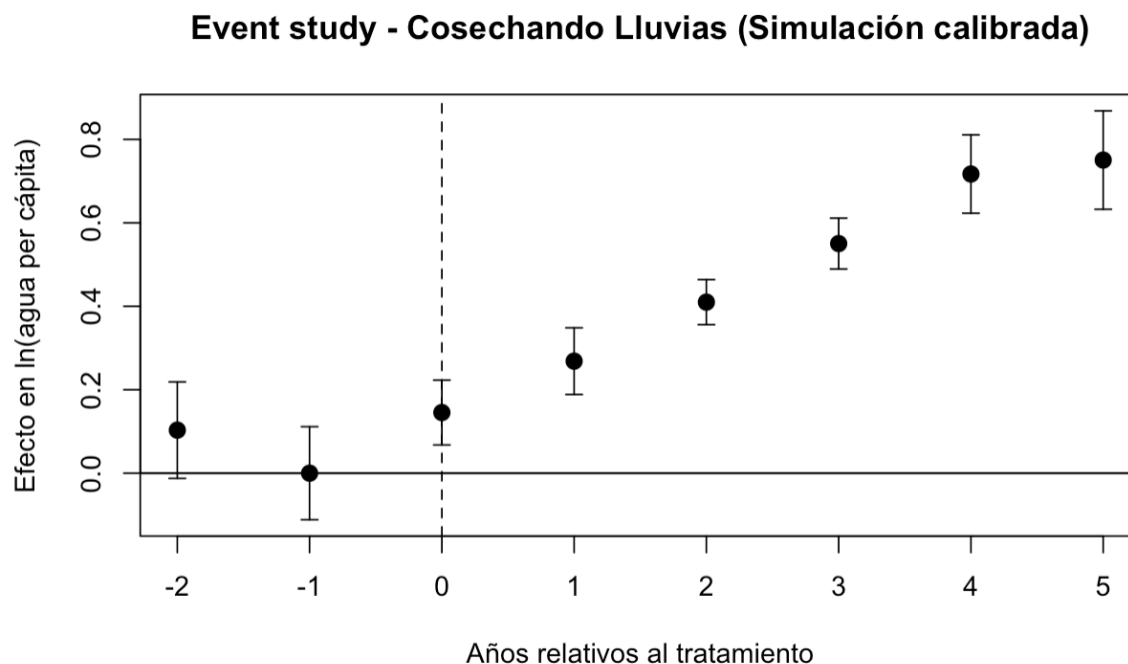
La figura 2 muestra el efecto estimado del programa *Cosechando Lluvias* en el consumo de agua per cápita a lo largo del tiempo, comparando años previos y posteriores a la implementación. Los puntos representan el efecto promedio en cada año relativo al tratamiento, mientras que las barras verticales muestran los intervalos de confianza al 95%.

En los años anteriores al tratamiento (–2 y –1), los efectos estimados son cercanos a cero, lo que sugiere que no existían tendencias divergentes entre las delegaciones tratadas y no tratadas antes del inicio del programa. Esto respalda el supuesto de tendencias paralelas, fundamental para la validez causal del diseño.

A partir del año 0 —cuando inicia el programa— se observa un incremento progresivo en el consumo de agua per cápita. El efecto se acumula claramente con el paso del tiempo: alrededor del año 1 comienza a elevarse de manera consistente, y entre los años 3 y 5 el impacto alcanza valores entre 0.4% y 0.8%, lo que equivale aproximadamente a incrementos del 50% al 120% en términos reales de consumo.

En conjunto, la gráfica sugiere que *Cosechando Lluvias* tiene un efecto positivo, creciente y persistente sobre el consumo de agua per cápita, lo que apoya la interpretación de que los hogares beneficiados logran mejorar su disponibilidad de agua no solo en el corto plazo, sino de manera sostenida conforme avanza el tiempo desde la instalación del sistema.

Figura 2



Conclusión

A partir del experimento realizado y del análisis econométrico, pueden extraerse dos conclusiones centrales sobre el programa *Cosechando Lluvias*. En primer lugar, la evidencia sugiere que el programa ha tenido un impacto positivo y relevante sobre la pobreza hídrica en las delegaciones donde ha sido implementado. En segundo lugar, aunque el programa mejora el acceso al agua en los hogares beneficiarios, no existen elementos suficientes para afirmar que contribuye a reducir la desigualdad hídrica entre delegaciones.

Los resultados obtenidos en esta evaluación son consistentes con las valoraciones institucionales y con estudios previos. Las encuestas aplicadas por SEDEMA muestran altos niveles de satisfacción entre los beneficiarios, y el reconocimiento otorgado por ICLEI en la categoría de “Gobierno local con mejor gestión del agua” respalda la calidad y alcance del programa. Asimismo, los coeficientes estimados en el experimento — particularmente el efecto del tratamiento rezagado— son congruentes con este diagnóstico: el programa incrementa el consumo de agua per cápita, lo que implica una mejora directa en la disponibilidad hídrica en los hogares atendidos.

Sin embargo, este efecto positivo no se distribuye de manera homogénea en el territorio, ni parece modificar las brechas estructurales entre alcaldías. La desigualdad hídrica está asociada a factores profundos: infraestructura obsoleta, sobreexplotación de acuíferos, dependencia de pipas en zonas periféricas y diferencias en capacidad institucional. Estos

factores, que trascienden la escala del hogar, hacen que un programa centrado en la captación pluvial tenga un alcance limitado para nivelar condiciones entre territorios. Aunque *Cosechando Lluvias* mejora la situación de los hogares atendidos, no transforma las condiciones de fondo que generan desigualdad hídrica entre delegaciones, como rezagos históricos, fallas de gobernanza o diferencias en infraestructura de red.

En suma, el experimento confirma que *Cosechando Lluvias* es una política pública efectiva para aliviar la pobreza hídrica a nivel de vivienda y para ampliar el acceso al agua de manera sostenible. No obstante, el reto de reducir la desigualdad hídrica requiere intervenciones de mayor escala: inversión estructural en infraestructura, rehabilitación del sistema de distribución, gestión integral del agua y políticas diferenciadas que reconozcan la diversidad territorial de la Ciudad de México. *Cosechando Lluvias* es un paso en la dirección correcta, pero no puede —por sí solo— cerrar las brechas históricas que caracterizan al sistema hídrico de la metrópoli.

Referencias

- El País. (2024, 16 de junio). *La crisis del agua lleva al límite a Ciudad de México*. <https://elpais.com/mexico/2024-06-16/la-crisis-del-agua-lleva-al-limite-a-ciudad-de-mexico.html>
- Gobierno de la Ciudad de México. (s.f.). *Factibilidad hídrica*. Datos Abiertos CDMX. <https://datos.cdmx.gob.mx/dataset/factibilidad-hidrica>
- Gobierno de la Ciudad de México. (s.f.). *Sistema de Captación de Aguas de Lluvia (SCALL)*. Datos Abiertos CDMX. <https://datos.cdmx.gob.mx/dataset/scall>
- Gobierno de la Ciudad de México. (2023). *Gaceta Oficial de la Ciudad de México*, 6546. https://data.consejeria.cdmx.gob.mx/portal_old/uploads/gacetas/6546ca279ae02b971ef0d39ca4e0e93a.pdf
- Howard, G., & Bartram, J. (2015). *Drinking water safety: The importance of sanitation*. International Journal of Environmental Research and Public Health, 12(1). <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC4605992/>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (s.f.). *Portal de información estadística y geográfica*. <https://www.inegi.org.mx/>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2024). *Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (ENIGH)*. <https://www.inegi.org.mx/programas/enigh/nc/2024/>
- Nava Polina, M. del C. (s.f.). *Transparencia hídrica en la CDMX*. <https://mariadelcarmennavapolina.mx/transparencia-hidrica-en-la-cdmx/>
- Secretaría del Medio Ambiente de la Ciudad de México. (s.f.). *Programa Cosecha de Lluvia*. <https://sedema.cdmx.gob.mx/programas/programa/cosecha-de-lluvia>
- Secretaría del Medio Ambiente de la Ciudad de México. (2019). *Reglas de operación del programa Cosecha de Lluvia (ROP-CDLL-2019)*. <https://www.sedema.cdmx.gob.mx/storage/app/media/CosechaDeLluvia/ROP-CDLL-2019.pdf>

- Sistema de Aguas de la Ciudad de México. (s.f.). *Agua en tu colonia*.
<https://aguaentucolonia.sacmex.cdmx.gob.mx/#/home>
- Servicio Meteorológico Nacional. (s.f.). *SMN – Información meteorológica oficial*.
<https://www.gob.mx/smn>
- Álvarez Flores, A., Arredondo Hernández, A., Benítez Rentería, V. M., Santiago Heredia, J. L., Soriano Granados, N., & Yunes Silva, A. (2025). *Pobreza hídrica en la Ciudad de México: la reconfiguración de subsidios*. Instituto Tecnológico Autónomo de México (ITAM).
- OpenAI. (2025). *ChatGPT (modelo GPT-5.1)* [Modelo de IA].
<https://chat.openai.com/> (corrección ortográfica, gramática y ayuda en la simulación de datos)

Anexo (código)

```
##{r}
#####
# LIBRERÍAS
#####
library(dplyr)
library(fixest)
library(ggplot2)

set.seed(2025)

#####
# 1. CONFIGURACIÓN
#####
delegaciones <- c(
  "Álvaro Obregón", "Azcapotzalco", "Benito Juárez", "Coyoacán",
  "Cuajimalpa", "Cuauhtémoc", "GAM", "Iztacalco", "Iztapalapa",
  "Magdalena Contreras", "Miguel Hidalgo", "Tláhuac",
  "Tlalpan", "Venustiano Carranza", "Xochimilco", "Milpa Alta"
)

years <- 2019:2024

# Delegaciones tratadas
treated <- c(
  "Azcapotzalco", "Coyoacán", "Cuajimalpa", "GAM", "Iztacalco",
  "Iztapalapa", "Magdalena Contreras", "Milpa Alta",
  "Tláhuac", "Tlalpan", "Xochimilco"
)

rows <- list()

#####
# 2. SIMULACIÓN ROBUSTA (siempre genera variación)
#####
for(d in delegaciones){

  rain_hist <- rnorm(1, 850, 80)
  X0 <- rnorm(1, 0, 1)

  if(d %in% treated){
    rollout <- sample(2019:2021, 1, prob=c(0.45,0.35,0.20))
  } else {
    rollout <- NA
  }

  for(t in years){

    rain <- rnorm(1, rain_hist, 40)
    X_index <- X0 + rnorm(1, 0, 0.10) # más variación
```

```
treat <- ifelse(!is.na(rollout) && t >= rollout, 1, 0)

# efecto acumulado
years_since <- ifelse(!is.na(rollout), t - rollout, 0)
years_since <- pmax(0, years_since)

beta_true <- 0.15
treat_effect <- years_since * beta_true

# VARIACIÓN EXTRA para evitar constante + FE
noise <- rnorm(1, 0, 0.10)

ln_water <- 4.9 +
  0.02 * (rain - rain_hist)/100 +
  0.08 * X_index +
  treat_effect +
  noise # evita que FE elimine toda variación

rows[[length(rows)+1]] <- data.frame(
  delegacion = d,
  year = t,
  rain = rain,
  X_index = X_index,
  treat = treat,
  ln_water = ln_water
)
}
}

df <- bind_rows(rows)

#####
# 3. CONSTRUIR LAGS (100% SEGURO)
#####
df <- df %>%
  arrange(delegacion, year) %>%
  group_by(delegacion) %>%
  mutate(
    treat_l1 = lag(treat, 1),
    rain_l1 = lag(rain, 1),
    X_index_l1 = lag(X_index, 1)
  ) %>%
  ungroup()

df_reg <- df %>% filter(!is.na(treat_l1))
```

```
#####
# 4. REGRESIÓN DID (FUNCIONAL)
#####
mod <- feols(
  ln_water ~ treat_l1 + rain_l1 + X_index_l1 | delegacion + year,
  data = df_reg
)

print(summary(mod, cluster="delegacion"))
```

R Console

data.frame
3 x 5

Description: df [3 x 5]

	Estimate <dbl>	Std. Error <dbl>	t value <dbl>	Pr(> t) <chr>	<fctr>
treat_l1	0.145040	0.077838	1.863347	0.08211	.
rain_l1	-0.000010	0.000375	-0.028015	0.97802	
X_index_l1	-0.119428	0.196479	-0.607841	0.55239	

3 rows

```
```{r}
#####
6. EVENT STUDY MANUAL (ESTILO PAPER)
#####

1. Crear el año de tratamiento (cohort)
df_es <- df %>%
 group_by(delegacion) %>%
 mutate(
 cohort = ifelse(any(treat == 1),
 min(year[treat == 1]),
 NA),
 rel_year = year - cohort
) %>%
 ungroup()

Solo delegaciones tratadas
df_es_treated <- df_es %>% filter(!is.na(rel_year))

2. Estimar efectos por año relativo
event_df <- df_es_treated %>%
 group_by(rel_year) %>%
 summarise(
 mean_ln = mean(ln_water, na.rm = TRUE),
 sd_ln = sd(ln_water, na.rm = TRUE),
 n = n(),
 se = sd_ln / sqrt(n),
 .groups = "drop"
)

3. Centrar en año -1 (pretratamiento)
baseline <- event_df$mean_ln[event_df$rel_year == -1]

event_df <- event_df %>%
 mutate(
 eff_log = mean_ln - baseline,
 lower = eff_log - 1.96 * se,
 upper = eff_log + 1.96 * se
)

#####
7. GRÁFICA ESTILO PAPER (BLANCO Y NEGRO)
#####

plot(
 event_df$rel_year,
 event_df$eff_log,
 ylim = range(c(event_df$lower, event_df$upper)),
 pch = 16, cex = 1.4,
 xlab = "Años relativos al tratamiento",
 ylab = "Efecto al consumo de agua per cápita",
 main = "Event study - Cosechando Lluvias"
)

Barras verticales
arrows(
 event_df$rel_year, event_df$lower,
 event_df$rel_year, event_df$upper,
 angle = 90, length = 0.05, code = 3
)

Línea horizontal en cero
abline(h = 0, lwd = 1.2)

Línea vertical en 0
abline(v = 0, lty = 2)
```