

## INVESTIGACIÓN

# Bosques, coca y conflicto: la dinámica de la frontera de pasturas y deforestación en la Amazonía andina

Liliana M. Dávalos<sup>1</sup>, Eleonora Dávalos<sup>2</sup>, Jennifer Holmes<sup>3</sup>, Clara Tucker<sup>1</sup> and Dolors Armenteras<sup>4</sup>

<sup>1</sup> Universidad de Stony Brook, US

<sup>2</sup> Universidad eafit, CO

<sup>3</sup> Universidad de Texas, Dallas, US

<sup>4</sup> Universidad Nacional de Colombia, CO

Autora para correspondencia: Liliana M. Dávalos (Liliana.Davalos@stonybrook.edu)

El crecimiento demográfico con débil desarrollo económico puede promover la deforestación tropical, pero la inversión gubernamental en infraestructura también puede abrir nuevas fronteras y, por lo tanto, aumentar así la deforestación. En la región Andina de Sudamérica, el crecimiento poblacional ha sido la principal explicación tanto de la deforestación como del cultivo de coca, sin embargo, la coca genera conflictos armados y atrae medidas antidrogas, lo cual oculta las diferencias entre los modelos de deforestación basados en la población y los de apertura de fronteras. Con base en un panel de quince años sobre Colombia, modelamos la deforestación, el cultivo de coca y las víctimas del conflicto como respuestas interrelacionadas, con un conjunto de covariables que abarcan la cobertura del suelo, los cambios en dicha cobertura, la población, los cambios en ella, las medidas antidrogas y el gasto gubernamental en infraestructura. El gasto en infraestructura frena la coca, esta y la erradicación por aspersión aérea aumentan el conflicto, y este, a su vez, promueve la deforestación y está relacionado con la despoblación. Sin embargo, el mayor predictor de la deforestación es el crecimiento de pastizales, el cual covaría con los cultivos de coca. Aunque estos modelos muestran que el gasto en infraestructura puede ayudar a reducir la coca, y que la influencia de la coca en la deforestación es indirecta y mediada por el conflicto, los modelos también revelan que el reto más importante para la conservación de los bosques no es ni la coca ni el conflicto, sino un apetito insaciable por la tierra, lo cual se manifiesta con el crecimiento de las pasturas.

**Palabras clave:** Amazonía andina; Colombia; desarrollo; infraestructura; coca; conflicto armado; pasturas; pastizales, áreas de pastoreo

## 1. Introducción

Los bosques tropicales contienen vastas reservas de carbono y la mayor biodiversidad del mundo, lo cual hace que su conservación sea esencial para estabilizar el clima y evitar la extinción (Myers *et al.*, 2000; Mitchard, 2018). Aunque los detalles de la dinámica del carbono en los bosques tropicales son objeto de debate (Baccini *et al.*, 2017; Hansen *et al.*, 2019; Hubau *et al.*, 2020), la agricultura, la silvicultura y otros usos de la tierra contribuyen al ~23 % de las emisiones mundiales anuales, sobre todo por la deforestación (Arneth *et al.*, 2019). Por ejemplo, aunque el transporte es responsable de ~14 % de las emisiones anuales (Edenhofer *et al.*, 2014), los avances políticos y técnicos prometen reducir esas emisiones (Santos, 2017). Por otro lado, no hay soluciones tecnológicas obvias para las emisiones del uso de la tierra y, para mitigar el cambio climático dentro de límites sostenibles, se requiere el mantenimiento o la restauración de los bosques tropicales, especialmente en la Amazonía (Soares-Filho *et al.*, 2010, Chazdon *et al.*, 2016, IPCC, 2019).

Sin embargo, la Amazonía —como todos los bosques tropicales de América Latina— está amenazada por el desarrollo de infraestructura, en general (Nobre *et al.*, 2016; Bebbington *et al.*, 2020), y por la construcción de carreteras, en particular (Perz *et al.*, 2008; Gallice *et al.*, 2017). Justificada por la necesidad de hacer crecer sus economías nacionales por medio de la minería, la ganadería y la producción de materias primas (Richards y VanWey, 2015; Sonter *et al.*, 2017; Maeda *et al.*, 2021), la expansión de infraestructura requiere una inversión masiva, lo cual transforma tanto el paisaje físico como el sociodemográfico (Nobre *et al.*, 2016). Así mismo, para mantener los servicios de los ecosistemas, como el secuestro de carbono y el ciclo del agua (Lovejoy y Nobre, 2019; Staal *et al.*, 2020), y evitar la pérdida catastrófica de la biodiversidad, (Gomes *et al.*, 2019) es necesario frenar la deforestación tropical. Por lo tanto, existe una tensión entre la conservación de los bosques para los servicios ecosistémicos locales y globales y el desarrollo económico, y esto hace que sea esencial descubrir los factores que influyen en la transformación de los bosques tropicales para evitar una catástrofe global.

Se han propuesto dos modelos, el de pauperización y el de frontera, para explicar la pérdida de bosques tropicales (Rudel y Roper, 1997). El modelo de pauperización se refiere a la deforestación propiciada por la pobreza de poblaciones en crecimiento que buscan expandir la agricultura de subsistencia, mientras que el modelo de frontera involucra a actores poderosos que abren nuevas fronteras para promover el desarrollo económico en los bosques (Fearnside y de Alencastro Graça, 2006; Barber *et al.*, 2014; Ferrante y Fearnside, 2020). El crecimiento de la población es central en los dos modelos de deforestación, pero los motores impulsores de esta son diferentes en cada caso. En el modelo de pauperización, la pobreza y el crecimiento de la población rural son determinantes, mientras que en el de frontera, son cruciales la inversión y las poblaciones urbanas. Dados los altos niveles de desigualdad (Armenteras *et al.*, 2019a), las grandes poblaciones que viven en pobreza y los bosques extensos, la pauperización ha sido la explicación tradicional a la pérdida de bosques en América Latina (Barbier, 1997; Carr, 2006). Pero, al menos en la Amazonía, la mayor parte de la deforestación se atribuye a grandes latifundios, lo cual es incompatible con la noción de pauperización (Fearnside, 1993). En las dos últimas décadas, la globalización ha hecho que la demanda de productos básicos y el desarrollo de infraestructura —este último más compatible con el modelo de frontera— sean los principales motores de la deforestación en toda América Latina (Grau y Aide, 2008; DeFries *et al.*, 2010). Ambos modelos, por lo tanto, pueden potencialmente explicar la deforestación tropical en la región.

Una versión particular del modelo de pauperización ha dado forma a los análisis sobre la deforestación en Colombia y otros países de la Amazonía andina. El cultivo de coca para el mercado mundial de la cocaína, realizado por agricultores migrantes, se ha destacado como motor del cambio de uso de la tierra en Colombia, Perú y Bolivia (Álvarez, 2002; Bradley y Millington, 2008b; Young, 1996). Dado que los cocaleros son, en promedio, más pobres que otros agricultores en los análisis subnacionales (Dávalos, 2016; Dávalos y Dávalos, 2020), la pobreza y la pauperización parecen ser las explicaciones lógicas de la deforestación causada por la coca. Sin embargo, incluso los estudios que identifican el cultivo de coca como un importante impulsor del cambio del paisaje no apoyan del todo el modelo de pauperización porque los usos legales de la tierra, como los de pastizales, son preponderantes (p. ej., una relación de >80:1 pasturas: coca o 495.917 ha de pasturas por 6.013 ha, para el 2010 en San Lucas [Chadid *et al.*, 2015]). A escala de municipio, con datos demográficos relevantes, los efectos singulares del cultivo de coca se disipan (Dávalos *et al.*, 2011) y las dinámicas de frontera de la agricultura mecanizada y la construcción de infraestructura con frecuencia reducen la deforestación impulsada por la coca; por ejemplo, el caso de Bolivia (Killeen *et al.*, 2007). No obstante, dado que el conflicto armado violento es una característica central del cultivo ilegal de coca (Díaz y Sánchez, 2004), la omisión de dicho conflicto en los análisis de deforestación a nivel municipal puede dar lugar a estimaciones contradictorias de los efectos demográficos y del cultivo (Negret *et al.*, 2019).

Con este artículo, nuestro objetivo es modelar simultáneamente la tasa del cambio en los bosques (positiva para la ganancia, negativa para la pérdida o deforestación), el cultivo de coca y el conflicto como probables e interrelacionadas respuestas a los cambios en las actividades humanas. Sostenemos que el modelo de frontera de la deforestación explica mejor la pérdida de bosques en Colombia y, en particular, en su Amazonía andina. Además comprobar el papel que desempeña el desarrollo económico patrocinado por el Estado en la deforestación, su larga historia de proyectos de desarrollo incompletos, abandonados, o fracasados por diversos motivos dejó un legado de coca y conflicto que requiere modelar estos dos factores interrelacionados. Aquí ponemos a prueba las predicciones de las hipótesis de pauperización y de frontera al analizar de manera simultánea la deforestación, el cultivo de coca y el conflicto armado con datos de Colombia. En apoyo al modelo de pauperización, el crecimiento de la población y el aumento de los cultivos de coca (y otros cultivos) deberán ser covariables importantes de la deforestación, mientras que el desarrollo de infraestructura deberá ser más importante en el modelo de frontera. Aunque recientemente se han

implementado métodos multivariantes, causales o cuasi-causales, para analizar la deforestación a escala municipal (Fergusson *et al.*, 2014, Christiansen *et al.*, 2020; Mendoza, 2020), ninguno incluyó comprobó el gasto en infraestructura como indicador de las acciones de apertura de fronteras dirigidas por el Estado. Como nuestros datos de municipios, a lo largo de múltiples años, están correlacionados en el espacio y en el tiempo, también debemos tener en cuenta las tendencias espaciotemporales para poner a prueba dichas hipótesis. Aunque se han propuesto dinámicas de frontera para explicar la ubicuidad del cultivo de coca en los frentes de deforestación (Dávalos *et al.*, 2011; Dávalos *et al.*, 2016), nuestros análisis son los primeros en integrar los bosques, la coca, el conflicto y el desarrollo en un conjunto de modelos espaciotemporales interdependientes con una resolución espacial subnacional.

## 2. Bosques tropicales, cultivo de coca y conflicto en Colombia

En Colombia, los bosques tropicales se concentran en la región biogeográfica de la Amazonía andina y del Chocó. Aunque estas dos regiones abarcan solo el 11 % de los municipios continentales, comprenden el 54 % de la superficie total del país (véase la **Tabla 1**). Estos son también dos de los lugares más biodiversos del mundo (Myers *et al.*, 2000; Dávalos *et al.*, 2011), ya que albergan un complemento de especies endémicas desproporcionado a su tamaño. Pese a su enorme valor de conservación, estos bosques, junto con los remanentes andinos y caribeños altamente fragmentados, están actualmente amenazados por la conversión a la agricultura, en general, y a pasturas para ganadería, en particular (Dávalos *et al.*, 2014), por la minería ilegal (Anaya *et al.*, 2020), los cultivos de coca (Chadid *et al.*, 2015) y el desarrollo de infraestructura —al parecer, no autorizada por el Estado (Silva Numa, 2016; Paz Cardona, 2021).

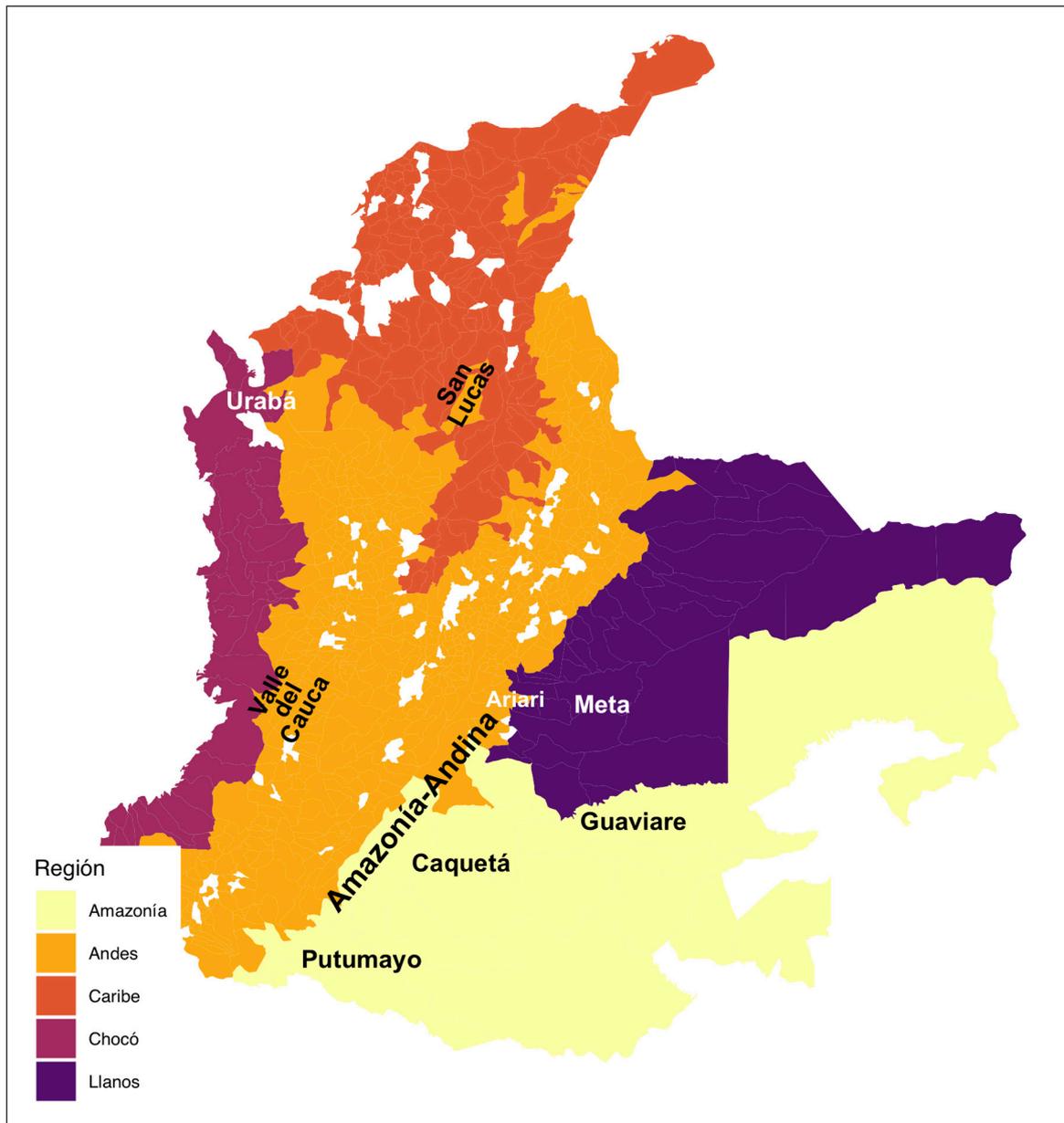
Aunque la producción de cultivos de uso ilícito en Colombia incluye la marihuana, la amapola y la coca, el cultivo de esta última es, con creces, el más extenso y disperso de los tres cultivos (Dávalos y Dávalos, 2020). El cultivo de coca en Colombia también se concentra en la región biogeográfica de la Amazonía andina y del Chocó y a menudo se ha considerado una causa de deforestación impulsada por la pobreza (las regiones ecogeográficas se muestran en la **Figura 1**). Alrededor del 95 % de los municipios de estas regiones medioambientalmente ricas tienen algún cultivo de coca, en contraste con solo el 37 %, en el resto del país. En conjunto, las dos regiones concentran el 23 % de todos los municipios con cultivo de coca en el país; es decir, aproximadamente el doble de lo que se esperaría, con base solo en el número de unidades políticas que poseen. Si bien la coca se convirtió en un reto nacional desde la década de los 2000 (Rincón-Ruiz y Kallis, 2013), la Amazonía andina ha sido un bastión de los cultivos de coca por mucho más tiempo que cualquier otro lugar de Colombia (UNODC, 2010; Dávalos *et al.*, 2016). La estrecha correspondencia espacial entre la deforestación y el cultivo de coca, a escala de paisaje (píxel), sugiere que esto es un factor importante en la deforestación (Negret *et al.*, 2019). Pero esta relación desaparece cuando se examina a escala de municipio, en la que se pueden modelar factores sociodemográficos (Dávalos *et al.*, 2011; Armenteras *et al.*, 2013a; Sánchez-Cuervo y Aide, 2013). Sin embargo, en la región Andina, el cultivo de coca es un factor clave para entender la deforestación, si no directamente, sí indirectamente por asociación con otros usos de la tierra, como las pasturas (UNODC, 2006; Bradley y Millington, 2008a; Armenteras *et al.*, 2013b; Chadid *et al.*, 2015), los vínculos con los conflictos armados y los desplazamientos (Dion y Russler, 2008; Ballvé, 2012), o porque

**Tabla 1:** Municipios, área y recuento medio de violaciones de derechos humanos, Colombia 2001–2015.

	Municipios			Área (km <sup>2</sup> )		Violaciones de derechos humanos		
	Sin coca	Con coca	Total	Sin coca	Afectados por los cultivos de coca	Total	Sin coca	Con coca
Amazonía	5	67	72	6.715	526.841	533.556	0,08	62,02
Chocó	1	46	47	770	82.525	83.295	123,27	206,73
Resto del país	625	372	997	214.829	308.894	523.723	11,26	30,45
Colombia	631	485	1.116	222.314	918.260	1.140.574	11,35	51,53

Notas: Recopilación de las autoras basada en el *Atlas Amazónico* disponible en línea en <https://siatac.co/la-amazonia-colombiana/>. Datos de municipios afectados por cultivos de coca disponibles en línea en <http://www.odc.gov.co/sidco>. El área afectada por cultivos de coca es el área que tuvo erradicación manual, aspersión aérea o cultivo de coca en algún momento del año.

Fuente: UNODC (2014).



**Figura 1:** Municipios colombianos analizados aquí, clasificados por región ecogeográfica y destacadas las áreas mencionadas en el texto.

Fuente: Elaboración propia.

la respuesta antidrogas de erradicación forzada puede desplazar los cultivos para generar nuevas fronteras de deforestación (Dávalos *et al.*, 2009; Rincón-Ruiz y Kallis, 2013). Por lo tanto, también es importante incluir las medidas antidrogas, aunque la erradicación de la coca mediante la aspersión de herbicidas desde aviones, o la fumigación aérea, no es tan importante como la urbanización o la mejora de las carreteras para explicar la disminución de la coca en algunas zonas de la Amazonía andina (Dávalos *et al.*, 2014).

En toda la región andina de Sudamérica, se ha explicado el cultivo de coca como el resultado de la debilidad del Estado (Shifter y Jawahar, 2004), la falta de control territorial (Thoumi, 2005) y la escasa integración del mercado (Dion y Russler, 2008). Si bien se reconocen los desafíos persistentes de integrar las economías a lo largo de la frontera de la coca (Dávalos y Dávalos, 2020), estudios recientes le han dado un vuelco al modelo de Estado débil al destacar, más bien, la larga historia de las intervenciones de desarrollo dirigidas por el Estado en toda la Amazonía andina y el papel de esos proyectos en la apertura de nuevas fronteras agrícolas, que atrajeron a colonos y más tarde se convirtieron en centros productores de coca (Dávalos *et al.*, 2016). En lugar de la ausencia del Estado, en este nuevo marco, el cultivo de coca es el resultado de una serie de decisiones políticas y de inversión dirigidas por el Estado con el objetivo de integrar económicamente las

tierras bajas tropicales en las economías nacionales, especialmente en la Amazonía (Gootenberg y Dávalos, 2018). Luego, cuando los gobiernos nacionales retiraron su apoyo a dichos proyectos, a fines de la década de 1970 y en la década de 1980, se afianzó una economía agrícola ilegal (Dávalos, 2018). En Colombia, los centros de cultivo de coca durante la década de 1990 —antes de la expansión masiva del programa de fumigación aérea y la posterior propagación de la coca por todo el país (Dávalos *et al.*, 2009, Rincón-Ruiz y Kallis, 2013)— se trasladaron casi a la perfección con los antiguos proyectos de colonización andino-amazónica en la región del Ariari, del Meta (Torres, 2018), Guaviare, Caquetá y Putumayo (Dávalos *et al.*, 2016). Tras el fracaso de los esfuerzos estatales por fomentar el desarrollo económico en las zonas periféricas (Gootenberg, 2020), la erradicación y el desarrollo alternativo se convirtieron en otro conjunto de instrumentos de construcción del Estado que con frecuencia acarrearón mucha violencia (van Dun, 2012; Rincón-Ruiz y Kallis, 2013). Aunque nuestra serie temporal es demasiado corta para poner a prueba esta explicación alternativa de la aparición de la coca, esta historia es relevante porque las intervenciones estatales, la fumigación aérea y la erradicación manual (Dávalos, 2016) forman parte de la estrategia general antidrogas que puede incidir en la deforestación.

En Colombia, el conflicto armado se superpone tanto a la problemática de los bosques tropicales como a la de los cultivos de coca. En promedio, los municipios con cultivos de coca presentan casi cuatro veces más violaciones a los derechos humanos que aquellos que no cultivan coca y el número de violaciones a los derechos humanos en los municipios que cultivan coca en la región biogeográfica de la Amazonía andina y el Chocó supera el promedio nacional. El conflicto también es desproporcionalmente asociado a las extensas coberturas forestales (Holmes, *et al.*, 2018; Reilly y Parra-Peñas, 2019) y a actividades económicas particulares relacionadas con ciertos usos del suelo, como el de pasturas para ganado (Holmes *et al.*, 2019). Los efectos del conflicto armado sobre la conservación de los bosques y la biodiversidad se han estudiado durante décadas (Dudley *et al.*, 2002; Fjeldså *et al.*, 2005; Hanson *et al.*, 2009; Gaynor *et al.*, 2016), pero las estimaciones cuantitativas enfocadas en Colombia encontraron efectos contradictorios en lo que respecta específicamente a la escala y la región (Sánchez-Cuervo y Aide, 2013). Por ejemplo, si bien la presencia paramilitar impulsó el crecimiento de la cobertura boscosa en la región montañosa del Valle del Cauca, este efecto se revirtió en los bosques montañosos del norte de los Andes, sin tendencia a presencia de la guerrilla (Sánchez Cuervo y Aide, 2013). En Urabá, parte de la región biogeográfica del Chocó, los análisis sobre cobertura y uso de la tierra revelaron que la violencia es un factor clave en la pérdida de bosques y el remplazo de estos (Fergusson *et al.*, 2014). Análisis más recientes identificaron una contribución, detectable pero pequeña, del conflicto a la deforestación (Negret *et al.*, 2019). Para resumir, la deforestación tropical, el cultivo de coca y el conflicto armado están interrelacionados y deben analizarse al tiempo teniendo en cuenta toda una serie de cubiertas terrestres, cambios, intervenciones estatales contra la producción de coca y para el desarrollo, y variables sociodemográficas.

### 3. Datos

Nuestros análisis incluyen cinco tipos de datos: 1) nuevos datos espaciales sobre la cobertura del suelo de Google Earth Engine, GEE (Gorelick *et al.*, 2017); 2) datos sobre cultivos de uso ilícito del Programa Global de Monitoreo de Cultivos Ilícitos de la Oficina de las Naciones Unidas contra la Droga y el Delito (ONUDD; UNODC, por sus siglas en inglés); 3) datos de población del Departamento Administrativo Nacional de Estadística, DANE (DANE, 2012); 4) datos de conflicto del *Banco de Datos de Derechos Humanos, DIH y Violencia Política* (CINEP, 2020), y 5) datos de gasto en infraestructura del Departamento Nacional de Planeación de Colombia, DNP (DNP, 2019). Mientras el primero de estos conjuntos de datos se hallaba disponible a una resolución de 25 hectáreas (ha), los cuatro restantes estaban disponibles a escala de municipios. En Colombia, hay 1.122 municipios agrupados en 32 departamentos y un distrito capital, sin embargo, excluimos un departamento insular caribeño (San Andrés y Providencia) y filtramos los datos. Por lo tanto, los nuevos datos espaciales de uso de la tierra se resumieron a escala de municipio y los análisis se realizaron en 916 municipios, filtrados como se indica a continuación. La **Tabla 2** resume los datos de panel (p. ej., observaciones de los mismos municipios a lo largo del tiempo) incluidos en los análisis.

#### **Datos sobre la cobertura del suelo, excluyendo la coca**

Utilizamos Google Earth Engine, GEE (Gorelick *et al.*, 2017) para obtener y recopilar la información base sobre el tipo de cobertura del suelo anual, disponible en MCD12Q1 MODIS (Sulla-Menashe y Friedl 2019), para el periodo 2001–2015. El conjunto de datos tiene información anual y una resolución espacial de 500 m. Utilizamos la banda *Cover Type 1* de este producto, que hace referencia a la clasificación de los tipos de cobertura del suelo y utiliza la metodología del IGBP (International Geosphere-Biosphere Program) y la reclasificamos en

**Tabla 2:** Datos de panel, unidades, transformaciones para la modelación, periodo disponible y fuentes, Colombia 2001–2015.

Datos	Tipo	Unidades por municipio	Uso en el modelo	Periodo disponible	Fuente
$r_{bosque}$	respuesta	tasa	$\log \frac{cobertura_t}{cobertura_0}$	2001–2018	
Cultivos de coca	respuesta	ha	conteo	2001–2017	UNODC
Conflicto	respuesta	víctimas	conteo	2001–2017	CINEP
Área del municipio	covariable	ha	$\log_{10}$	Invariable	
Cobertura forestal	covariable	ha	$\log_{10}$	2001–2018	Reclasificada de MCD12Q1 MODIS
Cobertura de cultivos	covariable	ha	$\log_{10}$	2001–2018	Reclasificada de MCD12Q1 MODIS
$r_{cultivos}$	covariable	tasa	$\log \frac{cobertura_t}{cobertura_0}$	2001–2018	
Cobertura de pastizales	covariable	ha	$\log_{10}$	2001–2018	Reclasificada de MCD12Q1 MODIS
$r_{pastizales}$	covariable	tasa	$\log \frac{cobertura_t}{cobertura_0}$	2001–2018	
Cultivos de coca	covariable	ha	$\log_{10+1}$	2001–2017	UNODC
$r_{coca}$	covariable	tasa	$\log \frac{cobertura_t}{cobertura_0}$	2001–2017	
Fumigación aérea	covariable	ha	$\log_{10+1}$ , rezago de 1 año	2001–2017	DIRAN
Erradicación manual	covariable	ha	$\log_{10+1}$ , rezago de 1 año	2001–2017	DIRAN
Población rural total	covariable	habitantes	$\log_{10}$	2001–2017	DANE
Proporción rural	covariable	proporción	$\frac{población_{rural}}{población_{total}}$	2001–2017	
$r_{población\ urbana}$	covariable	tasa	$\log \frac{población_t}{población_0}$	2001–2017	
Conflicto	covariable	víctimas	$\log_{10+1}$	2001–2017	CINEP
Gasto en infraestructura per cápita	covariable	Pesos constantes	$\log_{10+1}$ , rezago de 1 año	2001–2016	DNP

Fuente: Elaboración propia a partir de fuentes nombradas en la última columna.

cuatro tipos: bosques (tipo 1), abarca todas las coberturas forestales con copas de árboles >2 m y cobertura arbórea <60 %; pasturas (tipo 2), áreas dominadas por plantas herbáceas anuales (<2 m); tierras de cultivo (tipo 3), abarca áreas en las que se cultiva al menos el 60 % de ellas y también mosaicos de cultivos a pequeña escala del 40 %–60 %; y otros (tipo 4), incluyen principalmente todos los matorrales, sabanas, áreas urbanas, masas de agua, nieves y terrenos yermos. Los pastizales naturales dominados por herbáceas anuales (<2 m) en esta región del mundo corresponden a los páramos (las sabanas naturales como las de los llanos están bajo la categoría 4). Los páramos no son ubicuos ni se expanden con rapidez. Por lo tanto, interpretamos la expansión de las “praderas” como evidencia de los usos de la tierra para “pastoreo” y, en lo sucesivo, utilizaremos “pastizales” para designar el cambio de esta cobertura terrestre a lo largo del tiempo. La resolución espacial de estos datos (píxel de 25 ha) es más gruesa que la de los cultivos de coca, los cuales se recogen identificando píxeles de 1 ha (luego agregados para los municipios), lo que significa que las tierras de cultivo de cualquier tipo con una extensión menor a 25 ha no podrían detectarse al utilizar estos otros datos. Aunque se desconoce el uso lícito o ilícito de la tierra en la variable de tierras de cultivo, no es de esperar que la mayoría de los cultivos de coca se puedan detectar utilizando los datos de tierras de cultivo porque más del 60 % de la coca se cultiva en lotes de menos de 1 ha (UNODC y Gobierno de Colombia, 2014). Esto se refleja en nuestros datos, que arrojan una fracción insignificante (<4 %) al dividir los cultivos de coca entre las tierras de cultivo para el 80 % de las observaciones. Así es que los cultivos de coca y las tierras de

cultivo no eran colineales ( $R = -0,01$ ;  $t_{13727} = -1,64$ ; valor- $P = 0,101$ ) y, por lo tanto, es poco probable que sesguen los resultados del modelo. Para hacer coincidir los conjuntos de datos, calculamos la superficie en hectáreas de cada tipo de cobertura, por año y por municipio.

Obtuvimos datos de la cobertura del suelo para cada año (2001–2018) y cada municipio (**Tabla 2**). Aunque nos centramos en las variables disponibles para la mayoría de los años de 2000–2017 (18.972 observaciones, 1.116 municipios), el uso de rezagos para calcular las tasas de crecimiento redujo los datos en un año (a 17.856 observaciones). Luego, descartamos 184 municipios que carecían por completo de bosques y praderas en todo momento, lo cual dio como resultado datos para 15 años, entre 2001 y 2015 (14.912 observaciones, 932 municipios). Por último, faltaron los datos de gasto en infraestructura correspondientes al 2017 y los de algunos municipios (13.729 observaciones, 916 municipios).

### **Datos sobre la coca, la fumigación y la erradicación manual**

Para cuantificar los cultivos de coca, utilizamos el área neta de los cultivos de coca a la fecha del corte del *Monitoreo Anual de Cultivos de Coca*, a escala municipal (31 de diciembre). Cada año, el Programa Global de Monitoreo de Cultivos Ilícitos de la Oficina de las Naciones Unidas contra la Droga y el Delito (UNODC) captura imágenes satelitales que cubren todo el territorio continental colombiano (1.142.000 km<sup>2</sup>). El grado de precisión en la identificación de los cultivos de coca a partir de las imágenes de satélite oscila entre el 87 % y el 90 % (UNDCP, 2002; UNODC, 2003). Tras capturar las imágenes, el UNODC realiza una verificación en el terreno para calcular la extensión de la zona de cultivo de coca que presenta brechas o está cubierta por nubes. Aunque existe un error de medición en la cuantificación de la coca, las estimaciones siguen siendo insesgadas porque el mal tiempo y la ubicación del satélite son externos y aleatorios con respecto a la toma de decisiones de los cocales (Dávalos, 2016). Es importante destacar que el área de cultivo de coca identificada en las imágenes también se ajusta para las actividades de erradicación aérea y manual realizadas durante el mismo periodo. Después de las correcciones por brechas y nubes y los ajustes por actividades de erradicación, el resultado es el área neta anual de los cultivos de coca para cada municipio. La erradicación manual y aérea también se reporta en hectáreas anuales por municipio, obtenidas de la Policía Antinarcóticos de Colombia, DIRAN (DIRAN, 2019). Modelamos el conteo de coca como una variable de respuesta en nuestros análisis.

Con base en los datos de cobertura del suelo (bosques, pastizales, tierras de cultivo y cultivos de coca), calculamos las variables de crecimiento dinámico ( $r_{uso\ de\ suelo}$ ), por municipio, utilizando la ecuación 6 de Puyravaud (2003) para las tasas del cambio. Para evitar la división por 0 en los casos en los que no se observó ninguna cobertura del suelo el año anterior, se añadieron unidades equivalentes a una observación de un solo píxel (1 ha a la coca, 25 ha a otros usos del suelo) a las variables de cobertura del suelo correspondientes, antes de calcular las tasas. Todas las variables de crecimiento dinámico fueron negativas, para indicar pérdida, y positivas, para indicar ganancia, con 0 como indicador de estabilidad. Un objetivo importante de estos análisis es determinar cómo los crecimientos de los tipos de cobertura forestal y de pradera se relacionan entre sí. Para evitar la inclusión de municipios que carecen de alguna de estas dos coberturas de suelo durante el periodo de estudio, filtramos los datos para incluir solo aquellas observaciones con bosque y pastos para cualquier año del muestreo (o >25 ha, sumadas para ambas coberturas). Esto arrojó 916 municipios disponibles para el análisis. Modelamos la tasa del cambio de la cobertura forestal de cada municipio como una variable de respuesta en nuestros análisis.

### **Datos sobre la población**

Para incluir la población, los tipos de población (rural, urbana) y el cambio poblacional como variables, se utilizaron datos del DANE (2012). Para cuantificar los cambios en la población se calculó la tasa del cambio –crecimiento poblacional o  $r_{población}$ – de un año a otro, para el total de la población urbana y el de la rural. Estas tasas son positivas para los aumentos de población y negativas para las pérdidas. También incluimos la fracción rural de la población, en adelante “proporción rural”, como covariable.

### **Datos sobre el conflicto**

El CINEP recopila datos municipales sobre el número de víctimas de todo tipo de violaciones de los derechos humanos perpetradas por diferentes grupos armados, como la guerrilla, los paramilitares o el ejército nacional.<sup>1</sup> Si bien estos datos suelen agruparse por tasas (p. ej., homicidios por cada 100.000 habitantes),

<sup>1</sup> La base de datos del *Banco de Datos de Derechos Humanos, DIH y Violencia Política* se encuentra disponible en <https://www.nocheyniebla.org/>.

incluso si es infrecuente, la violencia puede afectar el uso del suelo (Murillo-Sandoval *et al.*, 2021). Además, la mayoría de los municipios suele carecer de víctimas del conflicto, o tiene tan solo algunos grupos de conflicto en desarrollo y temporales. Por lo tanto, modelamos las tasas como respuesta en los análisis iniciales de máxima verosimilitud, pero utilizamos conteo en los análisis bayesianos. En estos últimos, el conteo puede modelarse como una binomial negativa o una binomial negativa enriquecida con cero, teniendo en cuenta también el tamaño de la población mediante la inclusión de variables poblacionales como covariables.

### **Datos sobre la infraestructura**

Los datos de gasto en infraestructura se refieren a los gastos en capital fijo, tales como terrenos, carreteras, edificios y equipos. Los gastos se miden en miles de pesos nominales del DNP (2019). Anualmente, cada municipio reporta al DNP sus ingresos y gastos, desagregados por actividad. Para estandarizar estas medidas y hacerlas comparables entre municipios y a lo largo del tiempo, utilizamos valores per cápita y el índice de precios al consumidor (IPC), para ajustar la inflación.

## **4. Modelo empírico**

Nuestros análisis pueden resumirse en tres pasos. En primer lugar, utilizamos regresiones de máxima verosimilitud para determinar qué covariables estaban asociadas de manera significativa con cada una de las tres respuestas: cambio en la cobertura forestal, el cultivo de coca y el conflicto. En segundo lugar, dado que estos métodos no tuvieron en cuenta las correlaciones espaciales y temporales, ni la distribución de frecuencia no normal de las respuestas, utilizamos métodos bayesianos para estimar la magnitud y la dirección de las relaciones con las covariables. Estos modelos incluían términos de suavizado para captar la variación de las respuestas derivadas de la ubicación de un municipio en el espacio y el tiempo, de modo que las covariables explicaran la varianza restante en las observaciones. Por último, utilizamos chequeos predictivos posteriores —simulando los datos mediante ecuaciones modeladas— para evaluar si las distribuciones de frecuencia de las respuestas y las tendencias espaciotemporales capturaban adecuadamente la varianza observada en los datos.

### **Modelado de ecuaciones estructurales por piezas (*piecewise SEM*)**

Aunque los modelos de ecuaciones estructurales (*SEM*, por sus siglas en inglés) se han aplicado en las ciencias sociales durante décadas (Tarka, 2018), estos enfoques solo se han desplegado recientemente en los intentos de comprender las relaciones entre el conflicto armado y la pérdida de bosques en Colombia (Christiansen *et al.*, 2020), sin controlar otras covariables que se sabe inciden en la pérdida de bosques. Aquí utilizamos los *SEM*, o las relaciones multivariadas modeladas, como la suma de las relaciones directas e indirectas entre las variables, para probar las predicciones de las hipótesis de la pauperización y la frontera que relacionan la cobertura terrestre y las actividades humanas. A diferencia de los trabajos anteriores (p. ej., Armenteras *et al.*, 2011; Dávalos *et al.*, 2011; Sánchez-Cuervo *et al.*, 2012; Armenteras *et al.*, 2013a), buscamos modelar el comportamiento espaciotemporal multivariado del cambio de la cobertura forestal, el cultivo de coca y el conflicto, cada uno en función de covariables demográficas y de otros usos del suelo. Cada respuesta corresponde a una ecuación en un conjunto de tres, con respuestas y covariables, todas observadas por municipio y por año (excepto el área del municipio, que es constante a lo largo del tiempo).

Al combinar las medidas demográficas y las de uso de la tierra y anticoca se generó un conjunto de quince covariables potenciales (incluidas en la **Tabla 2**), sin contar las interrelaciones entre las tres variables de respuesta: cambio de la cobertura forestal (en adelante,  $r_{bosque}$ ), cultivo de coca y conflicto. El carácter temporal y espacial de las observaciones plantea retos sustanciales para el análisis univariado estándar y más aún en el caso de los *SEM* tradicionales, que supone la independencia entre las observaciones (Lefcheck, 2016). Este supuesto de independencia es especialmente relevante a la hora de evaluar el buen ajuste de la matriz de covarianza estimada con la observada (Lefcheck, 2016), lo cual permite rechazar o confirmar el modelo completo (Grace *et al.*, 2012). Para superar estos supuestos, especialmente con datos ecológicos, se desarrollaron los *SEM* acíclicos dirigidos o por piezas (Shiple, 2000; 2009). En lugar de estimar las relaciones direccionales o los senderos de manera global, se estiman en modelos individuales y luego se combinan (Shiple, 2009). Al evaluar un *piecewise SEM*, el criterio clave ya no es el buen ajuste global, sino la prueba de *separación d* (Shiple, 2000). Esta estadística evalúa si hacen falta senderos en el modelo y cómo mejoraría este, si se incluyeran los senderos faltantes. Una prueba de *separación d* significativa indica que el modelo no se ajusta bien y que varios de los senderos faltantes contienen información que es útil para la explicación de las observaciones.

Para explorar el universo de las relaciones entre cada una de las tres respuestas — $r_{bosquet}$  cultivos de coca y conflicto— y las posibles covariables, utilizamos el *piecewise* SEM implementado en el paquete R *piecewise* (Lefcheck, 2016). Tanto el ajuste de las distribuciones de Poisson a los datos de conteo (coca y conflicto) como el modelado de la autocorrelación espacial resultaron prohibitivos desde el punto de vista computacional. Por consiguiente, para generar respuestas que pudieran aproximarse a las distribuciones normales, las variables de coca, así como las de conflicto, se transformaron en  $\log_{10} (+1$  para la coca y  $+3$  para las tasas de conflicto, por cada mil habitantes). Para tener en cuenta los patrones espaciotemporales, ajustamos una serie de modelos jerárquicos lineales con efectos específicos para municipio y año, y con el año como covariable, utilizando el paquete R *nlme* (Pinheiro et al., 2012). El conjunto inicial de ecuaciones incluyó todas las covariables para la respuesta de  $r_{bosquet}$  y una sola covariable (año) para las respuestas del cultivo de coca y el conflicto. Las relaciones entre las tres respuestas se evaluaron añadiendo el cultivo de coca o el conflicto como covariables de  $r_{bosquet}$  y del uno y del otro, hasta no quedar valores  $P$  significativos en las pruebas de separación  $d$  para las respuestas como covariables. Luego, las covariables con valores  $P$  significativos en las pruebas de separación  $d$  se incorporaron de manera iterativa hasta no quedar ningún valor  $P$  significativo en las pruebas de separación  $d$ . Aunque se esperaría que los efectos pertinentes a municipio, así como los de año, dieran cuenta de una parte de la estructura espaciotemporal de los datos, no la abordan por completo y los datos de conteo requieren ser modelados mediante el uso de distribuciones para conteos, como la de Poisson o la binomial negativa. Por estas razones, utilizamos los resultados de *piecewise* como puntos de partida, para ajustar los modelos bayesianos.

### Modelado bayesiano de ecuaciones estructurales

Para superar la fuerte autocorrelación espacial y los patrones temporales en las observaciones, implementamos los *piecewise* SEM en un marco bayesiano jerárquico, con el paquete R *brms* (Bürkner, 2017), el cual implementa modelos en *stan* (Carpenter et al., 2017). Mientras los SEM tradicionales y los *piecewise* se basan en la máxima verosimilitud para estimar los parámetros del modelo y el criterio de información de Akaike (Akaike, 1974) para la selección del modelo (Shibley, 2013), *stan* estima las distribuciones de parámetros posteriores resultantes de la verosimilitud y los priores (no informativos) para dichos parámetros. Al incorporar estructuras de datos complejas como parte de la jerarquía de observaciones, *brms* y *stan* proporcionaron la flexibilidad necesaria para superar las correlaciones espaciales y temporales entre las observaciones. Si bien los modelos de autorregresión espacial se implementan en *brms* (véase Morris et al., 2019), no es así para los modelos espaciotemporales. Así es que modelamos los efectos espaciotemporales por medio del suavizado de campos aleatorios de Markov (Markov Random Fields, MRF) en los municipios, con medidas repetidas por año. Específicamente, aprovechamos la implementación de *brms* de los suavizados de regresión de placas delgadas por vía de *mgcv* (Wood, 2003). Al utilizar la matriz de vecindad de cada unidad discreta (p. ej., municipio), este método modela los datos espaciales como un intrínseco campo aleatorio gaussiano de Markov (GMRF, por sus siglas en inglés), que luego se pasa al modelo *brms* como un efecto pertinente al municipio. Aunque el GMRF define un efecto espacial que varía y suaviza los vecinos de la unidad, por sí mismo no incluye un suavizado por año, el cual se añadió como factor cada año. Así, la combinación de los suavizados espaciales del GMRF y de los años de los factores tiene como objetivo capturar la estructura espaciotemporal de los datos por medio de conjuntos de efectos específicos de grupo, definidos por las medias suavizadas de toda la muestra (“suavizado de toda la muestra” o  $\mu_g$ ) y los términos específicos de grupo, descritos por la desviación estándar correspondiente (“sigma suavizado específico de grupo” o  $\sigma_g$ ). De tal manera que el suavizado, para cada municipio  $m$ , en el año  $t$  y en el grupo  $g$  se dio por:

$$\text{Suavizado}_{g,m,t} \sim \text{gaussiano}(\mu_g, \sigma_g^2) \quad (1)$$

Por lo cual, tres grupos de parámetros  $g$  definieron por lo menos seis, y no más de nueve, conjuntos de municipios con suavizados similares para cada variable de respuesta. Estos suavizados se incluyeron en los modelos, utilizando el argumento `t2` (o suavizado) con el año y el municipio como variables y las opciones `bs = c("fs", "mrf")` y `xt = list(year = NULL, MPIOS = list(nb = nb))`. Mientras la primera opción describe cómo construir el suavizado como una interacción de factores (fs) para el año y como un campo aleatorio de Markov (mrf) para los municipios, la segunda provee información sobre la estructura de la variable, de tal modo que el año no tiene ninguna estructura más allá de la secuencial, pero los municipios (MPIOS) están estructurados por la vecindad geográfica dada en la lista de vecinos “nb”. Los términos de suavizado se incluyeron en cada fórmula del modelo para cada variable de respuesta.

Con valores tanto negativos como positivos y una preponderancia de valores centrados en cero (sin cambios), las tasas de  $r_{bosque}$  calculadas según Puyravaud (2003) pueden aproximarse mediante distribuciones normales. Sin embargo, en la escala de análisis,  $r_{bosque}$  se centró en cero, pero mostró un exceso de valores cero, generando una distribución de frecuencias estrechamente curtística o leptocurtística. A esto se sumaron las “colas gordas”; es decir, una mayor prevalencia de valores extremos que la esperada para una distribución normal. Para resolver estos desajustes entre el modelo y los datos, reformulamos  $r_{bosque}$  como una distribución  $t$  de Student, en la que  $\nu$  (“nu”) es un parámetro de forma entero positivo, que determina la curtosis y la frecuencia de los valores extremos, de tal manera que una observación  $y_{m,t}$  en el municipio  $m$  en el año  $t$  se modeló así:

$$y_{m,t} \sim_t \text{Student } t(\mu, \nu) \quad (2)$$

Donde  $\mu = 0$  para  $\nu > 1$ , y  $\sigma^2 = \frac{\nu}{\nu - 2}$ , con valores  $\nu$  entre 1 y 2, lo que resulta en  $\sigma^2 = \infty$ .

$$y_{m,t} = \text{suavizado}_{g,m,t} + \beta_0 + \beta_1 X_{m,t} \quad (3)$$

Donde  $\text{suavizado}_{g,m,t}$  representa los efectos específicos del municipio y del año estimados en la Ecuación 1;  $\beta_0$  es un intercepto para toda la muestra;  $\beta_1$  es un vector de coeficientes estimados; y  $X_{m,t}$  comprende cobertura de bosques, pastizales y tierras de cultivo,  $r_{pastizales}$  víctimas del conflicto, gasto en infraestructura (rezagado) y el área del municipio (como en la “covariable” de la **Tabla 2**, todos menos  $r_{pastizales}$  en escala  $\log_{10}$ ).

A diferencia de  $r_{bosque}$  cultivos de coca y víctimas del conflicto son ambos conteos y fuertemente no normales, incluso cuando se transforman por logaritmo tras añadir una constante (como se hizo para agilizar los análisis exploratorios por piezas [*piecewise*]). Pese a la prevalencia de la coca y el conflicto en toda Colombia, la mayoría de los municipios carecen de ambos, y los que tienen coca o conflicto, generan una distribución positiva de cola larga. Para aproximar mejor la distribución de frecuencias de ambas respuestas, estas se analizaron como variables binomiales negativas o binomiales negativas infladas a cero. En este caso, cada una de las dos respuestas se modeló como:

$$y_{m,t} \sim \text{Binomial negativa}(r, pr_{m,t}) \quad (4)$$

Donde  $r$  es el parámetro de forma que describe la media de una mezcla de distribuciones de Poisson (conteo; es decir,  $r =$  parámetro de forma gamma-Poisson), y  $\frac{1-pr}{pr}$  define un parámetro de tasa para la distribución gamma que define la mezcla. Esto permite relajar la expectativa de igualdad de la media y la varianza de la distribución de Poisson y, por lo general, se ajusta mejor a las observaciones (O’Hara y Kotze, 2010). La formulación binomial negativa con inflación de ceros añade un parámetro que corresponde más a la probabilidad de inflación cero en los datos que no están ya modelados por la distribución binomial negativa. Así, las variables de conteo se modelaron como:

$$\log(pr_{m,t}) = \text{suavizado}_{g,m,t} + \beta_0 + \beta_1 X_{m,t} \quad (5)$$

Donde  $\text{suavizado}_{g,m,t}$  representa los efectos específicos del municipio y del año estimados en la Ecuación 1;  $\beta_0$  es un intercepto para toda la muestra;  $\beta_1$  es un vector de coeficientes estimados; y  $X_{m,t}$  comprende la cobertura de bosques, pastizales y tierras de cultivo,  $r_{pastizales}$ ,  $r_{cultivos}$  gasto en infraestructura (rezagado), proporción rural,  $r_{población\ urbana}$ ,  $r_{coca}$  fumigación aérea (rezagada), erradicación manual (rezagada) y área para cultivo de coca, y cobertura de bosques y tierras de cultivo, gasto en infraestructura (rezagado), población rural total, proporción rural, población  $r_{población\ urbana}$ ,  $r_{coca}$  cultivo de coca, fumigación aérea (rezagada) y erradicación manual (rezagada) para las víctimas del conflicto (como en la “covariable” de la **Tabla 2**, todas las variables, excepto  $r$  y la proporción dada en escala  $\log_{10}$ ).

Aunque *brms* implementa modelos en el lenguaje estadístico *stan*, el cual utiliza un algoritmo de muestreo de Monte Carlo hamiltoniano, más eficiente que el muestreo de Gibbs bayesiano tradicional (p. ej., Plummer, 2003), los análisis complejos siguen requiriendo el muestreo de cadenas bayesianas separadas —o muestreadores con puntos de partida separados— para muchas iteraciones. Estos modelos se ejecutaron durante 2.000 iteraciones, a lo largo de cuatro cadenas, con 800 iteraciones de *burn-in*, y muestreo de posteriores cada cinco iteraciones a lo largo de cuatro cadenas simultáneas. El factor de reducción de escala potencial (PSRF, por su siglas en inglés; Gelman y Rubin, 1992), que se aproxima a uno en la convergencia entre las distribuciones posteriores del modelo a lo largo de las cadenas, se utilizó para determinar si las cadenas

convergían. Todos los parámetros se resumieron solo después de que los tamaños de muestreo posteriores estimados superaran los 200.

### **Comparaciones y visualizaciones de modelos**

Utilizamos estadísticas de validación cruzada aproximada de tipo *leave-one-out* o *loo* ["excluir uno"] (Vehtari *et al.*, 2017) en las comprobaciones predictivas posteriores tanto para comparar los modelos como para evaluar su ajuste. Para comparar los dos conjuntos de modelos, calculamos transformaciones integrales de probabilidad *leave-one-out* (*loo-pit*), en la probabilidad posterior de los modelos. Si el modelo está bien calibrado, los valores de *loo-pit* resultantes son asintóticamente uniformes (Gabry *et al.*, 2019) y esta comparación puede visualizarse en gráficos cuantil-cuantil al comparar conjuntos de datos simulados, a partir de una distribución uniforme estándar, con los valores de *loo-pit* del modelo. También examinamos las estimaciones posteriores de la probabilidad de inflación cero para determinar si este modelo más complejo era necesario. Después de determinar qué modelo estaba mejor calibrado, utilizamos el paquete R *bayesplot* (Gabry, 2017), para visualizar los posteriores y los *mcmcvis* (Youngflesh, 2018), y resumir los parámetros del modelo. Las relaciones entre las covariables seleccionadas y las respuestas se extrajeron utilizando la rutina *conditional\_effects* en *brms*.

Aunque los SEM se apoyan en la interpretación de los coeficientes de toda la muestra, los parámetros específicos de cada grupo, basados en los numerosos datos espaciales y temporales aquí analizados, también son informativos. Los campos aleatorios gaussianos pertinentes a cada grupo muestran las tendencias espaciotemporales de los datos. Los extrajimos con el uso de las rutinas nativas de *brms*. Dado que estos suavizados varían tanto en el espacio como en el tiempo, trazamos cuatro pasos temporales para ilustrar los cambios en las tendencias.

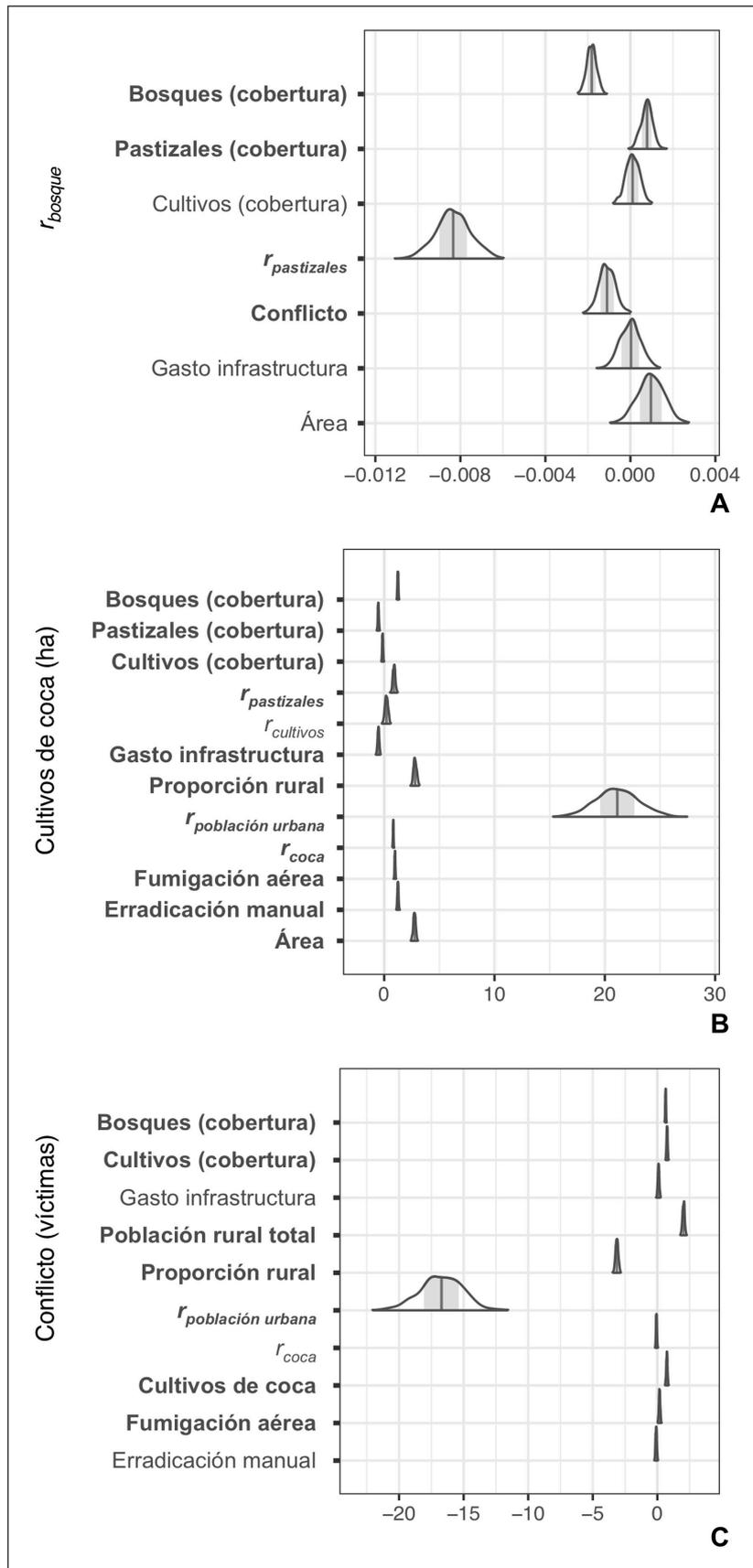
## **5. Resultados**

Los análisis realizados con los *piecewise* SEM encontraron conjuntos de variables que explicaban la variación entre las respuestas (tabla S1). Los coeficientes estandarizados para  $r_{bosque}$  como variable dependiente identificaron fuertes asociaciones positivas para la cobertura forestal y relaciones negativas con el área del municipio y  $r_{pastizales}$ . Para el cultivo de coca, las asociaciones más fuertes fueron positivas para el área del municipio,  $r_{coca}$  y la fumigación aérea.

En el caso del conflicto, las mayores asociaciones fueron negativas para el año y la proporción de la población que es rural (en adelante, "proporción rural"), y luego, positivas para la población rural total y la cobertura forestal. Tras cinco iteraciones, las pruebas finales de *separación d* estimadas por Fisher,  $C_{28} = 23,993$ ,  $P = 0,682$ , indicaron que no faltaban senderos en estos modelos y que los modelos no podían mejorarse con el conjunto de variables analizadas. Dado que estos análisis no factorizaron completamente la estructura espaciotemporal de los datos, recodificamos los modelos *piecewise* finales como ecuaciones multivariantes en *brms*.

Realizamos dos conjuntos de análisis bayesianos, correspondientes a la binomial negativa y a la binomial negativa inflada a cero, teniendo en cuenta la estructura espaciotemporal de los datos. Todos los análisis bayesianos convergieron con  $PSRF < 1,05$  y con tamaños de muestreo efectivo grandes. Pese a las cadenas convergentes y al gran tamaño del muestreo efectivo de los posteriores, las ejecuciones iniciales tuvieron algunas transiciones divergentes en el muestreo posterior, que correspondían a un muestreo sesgado del espacio de los parámetros. Para evitar estas transiciones divergentes, aumentamos la probabilidad media de aceptación de la propuesta objetivo (parámetro *adapt\_delta*) del valor por defecto de 0,8 a 0,9. Aunque esto ralentizó el muestreo, el cambio eliminó todas las transiciones divergentes posteriores.

Las comparaciones entre los modelos con la aplicación de estadísticas de tipo *loo-pit*, revelaron que los modelos binomial negativo y binomial negativo inflado a cero eran similares (tabla S1). Ambos modelos muestran un ajuste aceptable para  $r_{bosque}$  y un mal ajuste para los valores extremos de ambas variables de recuento. Sin embargo, las estimaciones de probabilidad de inflación cero fueron bajas, estimadas en intervalos de densidad de probabilidad alta del 95 % de 0,002–0,01, para el cultivo de coca, y de 0,001–0,007, para las víctimas del conflicto. Por lo tanto, resumimos y presentamos los resultados de los más sencillos modelos binomiales negativos. La **Figura 2** resume la mayoría de los parámetros de toda la muestra y los parámetros específicos de cada grupo se muestran en la tabla S2. Las relaciones inferidas mediante el uso de la técnica *piecewise* se confirmaron en su mayor parte, pero las estimaciones de los coeficientes bayesianos, para seis combinaciones de predictor-respuesta, se traslaparon con cero (es decir, los coeficientes significativos de *piecewise* no se corroboraron al modelar completamente la dinámica espaciotemporal) y hubo algunos cambios de signo. En el caso de  $r_{bosque}$  las variables más influyentes fueron negativas para

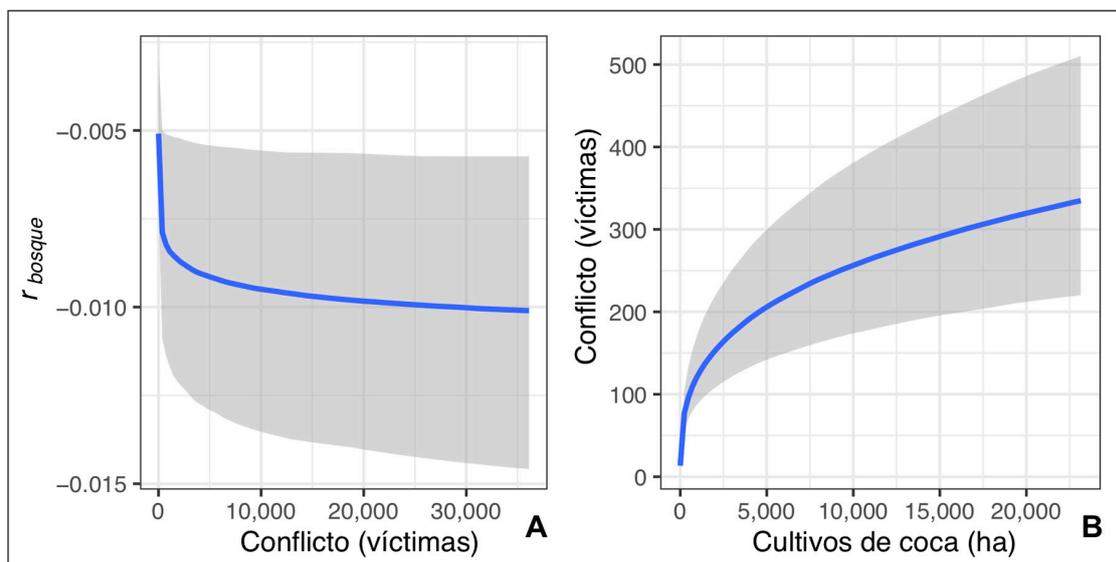


**Figura 2:** Coeficientes de toda la muestra para (A)  $r_{bosque}$  (B) cultivo de coca y (C) conflicto, excluyendo los interceptos, los suavizados de la muestra y las desviaciones estándar residuales. Nota: La línea vertical 0 indica que ninguna covariable influye en la respuesta, el área sombreada muestra el 50 % de las distribuciones posteriores de los coeficientes estimados.

$r_{pastizales}$ , cubierta forestal —con cambio de signo en comparación con *piecewise*— y conflicto, y positivas para cobertura de pastizales. En cuanto a los cultivos de coca, mientras (en orden) los coeficientes para la  $r_{población\ urbana}$  el área del municipio, la proporción rural, la cobertura forestal, la erradicación manual, la fumigación aérea, los pastizales y la  $r_{coca}$  fueron positivos, la cobertura de pastizales y el gasto en infraestructura tuvieron efectos negativos. La población rural total, el cultivo de coca, la cobertura forestal y la fumigación aérea mostraron una influencia positiva sobre las víctimas del conflicto, mientras que  $r_{población\ urbana}$  y la proporción rural tuvieron efectos negativos.

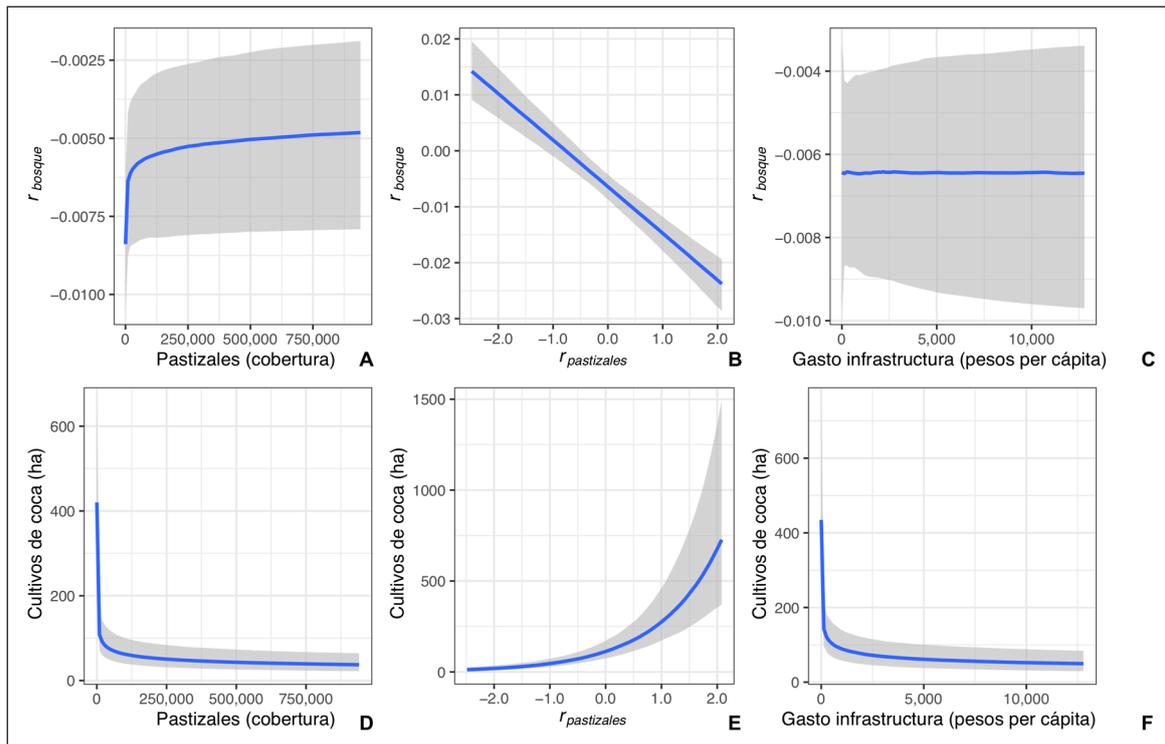
Con el fin de ilustrar las relaciones entre las respuestas, la **Figura 3** muestra cómo las víctimas del conflicto disminuyen de manera no lineal a  $r_{bosque}$  y el cultivo de coca aumenta de forma no lineal las víctimas del conflicto (p. ej., a medida que aumenta la coca, aumenta el conflicto, y a medida que aumenta el conflicto disminuye  $r_{bosque}$ ). En la **Figura 4** se muestran los efectos de dos predictores —cobertura forestal y año— con efectos en las tres respuestas. Aunque  $r_{bosque}$  disminuyó de manera no lineal con la cobertura forestal, esta última aumentó de manera no lineal tanto el cultivo de coca como las víctimas del conflicto. Como predictor, el año tuvo efectos complejos: mientras  $r_{bosque}$  aumentó a lo largo del tiempo, manteniéndose negativo (p. ej., pérdida de bosque) para el municipio promedio, el cultivo de coca aumentó hasta el 2004, con alta varianza en las estimaciones; luego decreció, y las víctimas del conflicto disminuyeron, con baja varianza, excepto por un pico secundario y bajo en el 2011. La **Figura 5** resume tres predictores de  $r_{bosque}$  y de los cultivos de coca: la cobertura de pastizales, que tiene un efecto positivo no lineal sobre  $r_{bosque}$  y un efecto negativo no lineal sobre los cultivos de coca;  $r_{pastizales}$ , cuyo efecto es lineal y negativo sobre  $r_{bosque}$  pero positivo no lineal sobre los cultivos de coca; y el gasto en infraestructura, que sorprendentemente no tiene efecto sobre  $r_{bosque}$ , pero tiene un efecto negativo no lineal sobre los cultivos de coca. Si bien hay más cultivo de coca en los municipios con menos superficie de pastizales, el cultivo de coca también se asocia con una mayor  $r_{pastizales}$ . La **Figura 6** resume los predictores comunes al cultivo de coca y al conflicto. Con una sola excepción, las covariables tuvieron efectos no lineales opuestos sobre el cultivo de coca y el conflicto: mientras la cobertura de tierras de cultivo tuvo un efecto negativo sobre el cultivo de coca, la proporción rural, la  $r_{población\ urbana}$  la fumigación aérea y la erradicación manual (cuya relación con el conflicto se superpone a cero), todas tuvieron efectos no lineales positivos sobre el cultivo de coca. En contraste, la fumigación aérea aumentó de manera no lineal la coca y el conflicto.

Como cada conjunto de modelos definió las relaciones entre tres respuestas con múltiples covariables, la **Figura 7** resume las relaciones entre las variables con base en los coeficientes de toda la muestra. Los modelos de suavización del GMRF mostraron patrones distintivos para cada respuesta, con una tendencia más fuerte en la disminución del conflicto a lo largo del tiempo (figura S2).



**Figura 3:** Relaciones modeladas entre  $r_{bosque}$ , cultivo de coca y conflicto.

Nota: La línea azul ilustra los valores predichos. El área gris muestra el intervalo de incertidumbre inferior y superior del 95 % de la influencia del predictor sobre la respuesta. Estos gráficos son condicionales a las categorías de referencia para los suavizados espaciotemporales y a las medias de otras covariables, no son equivalentes a un gráfico bivariado; por lo tanto, no se muestran los puntos de datos.



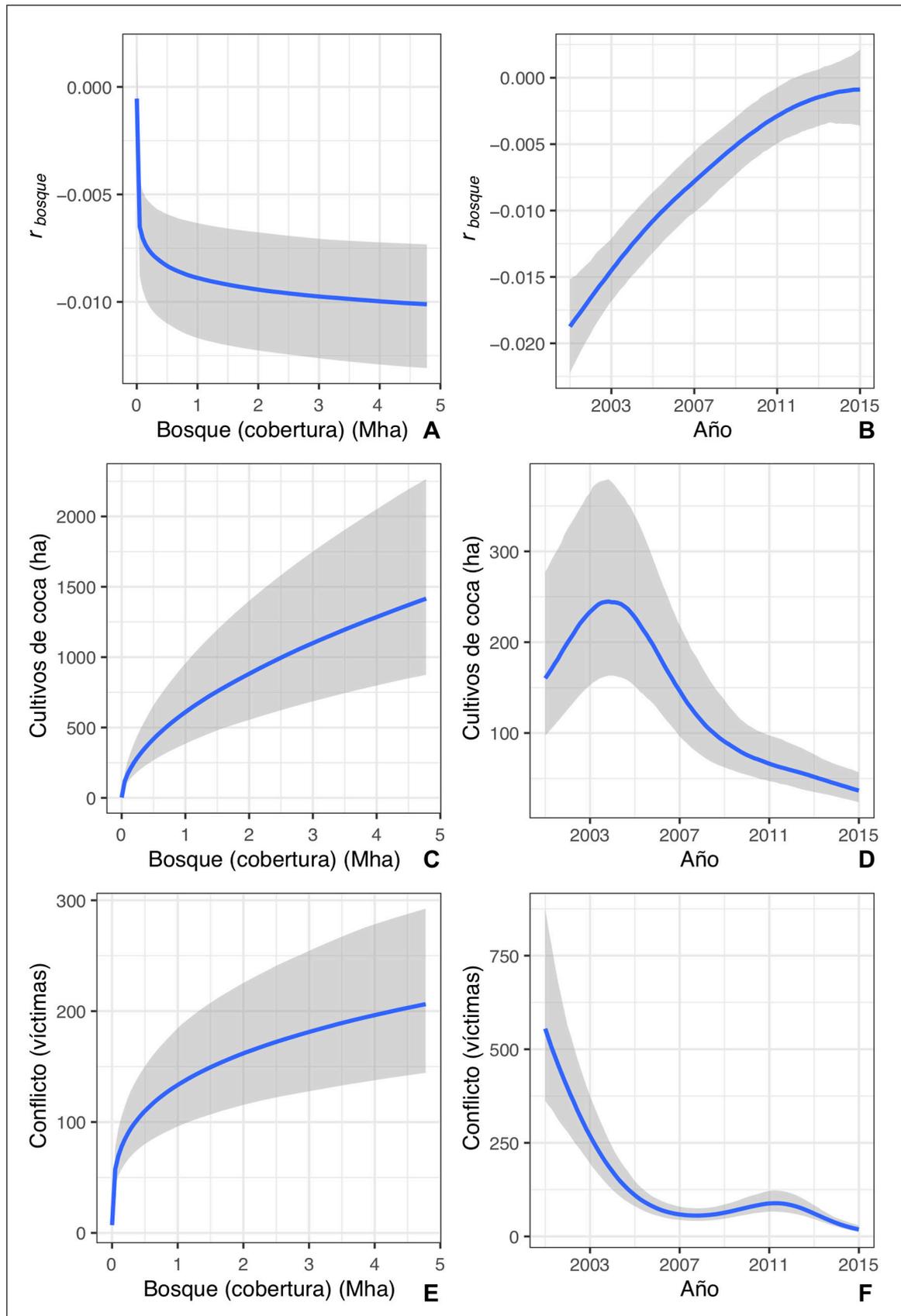
**Figura 4:** Relaciones modeladas para las variables que influyen en  $r_{bosque}$  (A, B), cultivo de coca (C, D) y víctimas del conflicto (E, F): cobertura forestal (A, C, E) y año (B, D, F).

Nota: La línea azul ilustra los valores predichos. El área gris muestra el intervalo de incertidumbre inferior y superior del 95 % de la influencia del predictor sobre la respuesta. Estos gráficos están condicionados tanto a las categorías de referencia para los suavizados espaciotemporales como a las medias de otras covariables, no son equivalentes a un gráfico bivariante; por lo tanto, no se muestran los puntos de datos.

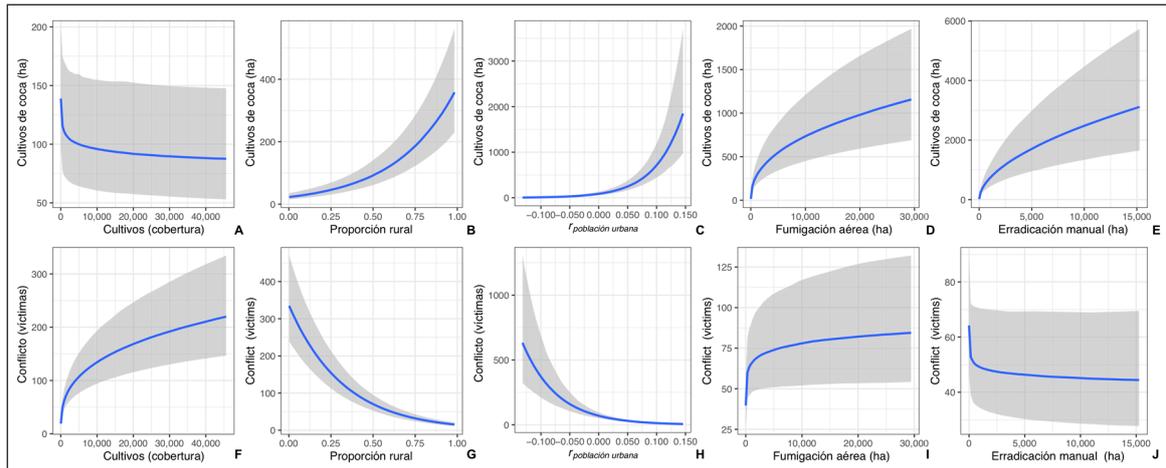
## Discusión

Por medio de una serie de modelos multivariados que aplican tanto ecuaciones estructurales como suavizaciones espaciotemporales a los datos de Colombia, por primera vez estimamos interacciones complejas entre  $r_{bosque}$ , cultivo de coca y conflicto que encajan de manera desigual en los modelos de pauperización y de frontera. Mientras el modelo de pauperización predice una relación negativa entre  $r_{bosque}$  y la población, no se detectó tal relación directa y la influencia negativa más fuerte sobre  $r_{bosque}$  fue, por el contrario, la de  $r_{pastizales}$ . También a diferencia del modelo de frontera, el gasto en infraestructura no tuvo ningún efecto sobre  $r_{bosque}$ . Sin embargo, como único factor relacionado con el desarrollo, el gasto en infraestructura tuvo un fuerte efecto negativo sobre el cultivo de coca, lo cual ilustra cómo la inversión en desarrollo ayuda a contener la producción ilícita de coca. Tanto las variables estáticas como las dinámicas de la población presentaron relaciones opuestas con el cultivo de coca y las víctimas del conflicto, aun cuando las dos últimas respuestas estaban asociadas positivamente. Si bien solo se incluyeron el gasto en infraestructura y la población como predictores sociodemográficos, nuestros resultados tienen implicaciones a la hora de entender los cambios en la cobertura del suelo, en particular de la vegetación forestal a la herbácea. En toda América Latina, la transformación del bosque en pasturas es un cambio en la cobertura del suelo muy generalizado, que señala la conversión por acción humana de los bosques en pastizales, especialmente en la frontera forestal (Graesser *et al.*, 2015; Armenteras *et al.*, 2017), a menudo mediada por el fuego (Armenteras *et al.*, 2021). Por lo tanto, nuestros resultados muestran evidencia cuantitativa del remplazo dinámico de la cobertura boscosa por la de pastizales y cómo este cambio se relaciona directa o indirectamente con la producción de coca, la política antidrogas y el conflicto.

Ni la  $r_{población\ urbana}$  ni el gasto en infraestructura se relacionan con la  $r_{bosque}$ , lo cual rechaza las predicciones de las teorías de deforestación sobre la pauperización y la frontera. Sin embargo, el hallazgo de que  $r_{pastizales}$  y conflicto son fuertes covariables de la deforestación apunta a una dinámica de frontera, en gran parte independiente de la inversión gubernamental. Tres aspectos de la evidencia señalan a  $r_{pastizales}$  como una impronta de la frontera móvil. En primer lugar, si la pauperización fuera el principal mecanismo de deforestación, los pequeños cultivos —incluidos los de coca— dominarían la transformación de los bosques. Sin

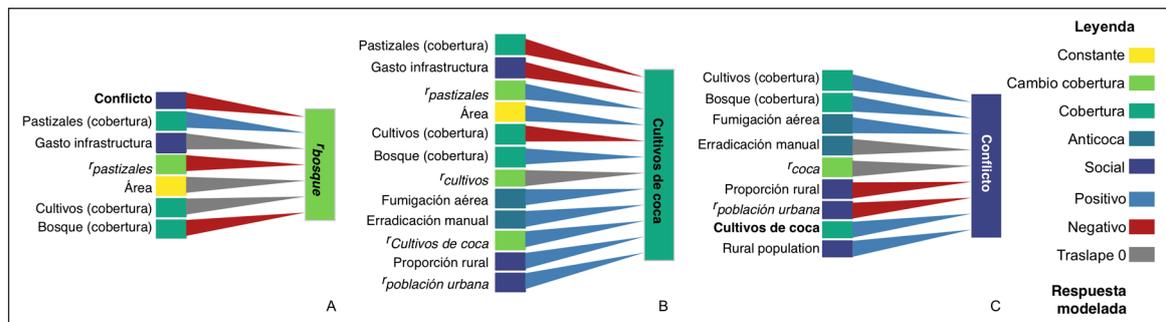


**Figura 5:** Relaciones modeladas para las variables que hipotéticamente influyen en los bosques (A, B, C) y en los cultivos de coca (D, E, F): cobertura de pastizales (A, D),  $r_{pastizales}$  (B, E) y gasto en infraestructura (C, F). Nota: Colores y sombreado como en la figura 4.



**Figura 6:** Relaciones modeladas para las variables que influyen en el cultivo de coca (A–E) y el conflicto (F–J): cobertura de tierras de cultivo (A, F), proporción rural (B, G),  $r_{población\ urbana}$  (C, H), fumigación aérea (D, I) y erradicación manual (E, J).

Nota: Colores y sombreado como en la figura 4.



**Figura 7:** Modelo propuesto de interacciones entre los usos del suelo, las actividades anticoca y las variables sociales, basado en el SEM bayesiano para  $r_{bosque}$  (A), cultivo de coca (B) y conflicto (C).

Nota: Las flechas de color indican que los intervalos de densidad de alta probabilidad del 95 % no se superponen con 0; las grises indican que los intervalos de densidad de alta probabilidad del 95 % sí se superponen con 0.

embargo, los anteriores análisis sobre Colombia han demostrado que los pastizales son la cobertura de la tierra que más sustituye los bosques, desde el norte de los Andes, en San Lucas (Chadid *et al.*, 2015), hasta el sur, en el Guaviare (Dávalos *et al.*, 2014) y la Amazonía en general (Armenteras *et al.*, 2013a), y nuestro estudio corrobora dichos hallazgos anteriores para el todo el país. En segundo lugar, este efecto se mantiene, a pesar de controlar la cobertura de bosques y pastizales, pero los bosques más extensos tienen un  $r_{bosque}$  más bajo (Figura 4), lo que indica avances hacia bloques de bosques más vastos que requieren alguna forma de inversión, siguiendo el modelo de frontera (Rudel y Roper, 1997). Por último, existe evidencia de que, a medida que los pastizales reemplazan los bosques, también aumentan las transacciones financieras privadas en la frontera, mediadas por las carreteras del Guaviare (Dávalos *et al.*, 2014). Por lo tanto,  $r_{pastizales}$  también podría ser un indicador de que los bosques —nominalmente públicos— caen en manos privadas (como ocurrió en Brasil [Hecht 1993; Fearnside y de Alencastro Graça, 2006]), lo cual es, de por sí, una forma de desarrollo económico espontáneo (White *et al.*, 2000).

El conflicto armado es una herramienta de control territorial que instiga la conversión de bosques y la despoblación forzada. Encontramos que un mayor número de víctimas del conflicto implicaba una mayor pérdida de bosques (Figura 3), con el conflicto concentrado en los municipios que tienen mayor cobertura forestal (Figura 4) y agrícola (Figura 6), pero, aparentemente, sin relación con el gasto en infraestructuras (Figura 2). Si bien vincular el conflicto con la pérdida de bosques corrobora estudios anteriores que relacionan el conflicto con la deforestación (Castro-Núñez *et al.*, 2017; Negret *et al.*, 2019), esto sucede al modelar el conflicto como respuesta, con covariables propias. Por consiguiente, confirmamos que hay más

cobertura forestal en aquellos municipios donde se experimenta más conflicto (Holmes *et al.*, 2018; Reilly y Parra-Peñas, 2019), lo cual también conecta el conflicto con la frontera más boscosa de la deforestación (**Figuras 2 y 4**). No obstante, las covariables más fuertes de las víctimas del conflicto fueron las demográficas, con fuertes descensos de la población urbana, indicados por  $r_{población\ urbana}$  (**Figura 6**) y mayores poblaciones rurales totales (**Figura 2**). Análisis anteriores han demostrado que el conflicto armado conduce a la pérdida de bosques (Murillo-Sandoval *et al.*, 2021), por cuanto probablemente desplaza a las poblaciones locales (Fergusson *et al.*, 2014) y se correlaciona con la ganadería, como uso de la tierra (Holmes *et al.*, 2019), y el acaparamiento de tierras (Castro-Núñez *et al.*, 2017). Aquí mostramos un efecto a nivel nacional de las víctimas del conflicto sobre  $r_{bosque}$  (**Figura 3**), a la vez que demostramos que el conflicto armado y el desplazamiento (medido por la  $r_{población\ urbana}$ ) están vinculados (**Figura 6**; Holmes y Gutiérrez De Piñeres, 2011; Rincón-Ruiz y Kallis, 2013). Por último, esta frontera del conflicto no es impulsada por el gasto público (**Figura 2**), lo cual indica que la inversión en infraestructura podría ser un componente eficaz de la política antidroga, sin instigar el conflicto.

En contraste con los estudios anteriores, identificamos de manera sistemática *tanto* el cultivo de coca (**Figura 3**) *como* la fumigación aérea (**Figura 6**) como covariables positivas del conflicto. Los análisis anteriores han mostrado que la coca instiga la violencia (Angrist y Kugler, 2008), específicamente por parte de grupos paramilitares (Holmes *et al.*, 2019) y guerrilleros que compiten por el control territorial (Holmes *et al.*, 2018), y el conflicto armado aumenta el cultivo de coca (Díaz y Sánchez, 2004). Del mismo modo, se ha demostrado que la erradicación de la coca por fumigación aérea covaría con el conflicto armado (Holmes *et al.*, 2006, Holmes *et al.*, 2018), aunque las series temporales para años específicos muestran la relación opuesta (Fisher y Meitus, 2017). Sin embargo, análisis previos han vinculado el conflicto, ya sea con el cultivo de coca o con la fumigación aérea, pero no con ambos. Es importante destacar que la fumigación aérea (mas no la erradicación manual) fue una covariable positiva del conflicto (**Figura 6**), lo cual hace que esta herramienta de la política antidroga sea a la vez un conductor *directo* del conflicto y un conductor *indirecto* de la deforestación, por medio de las víctimas del conflicto. Estudios anteriores han propuesto que la fumigación aérea impulsa la deforestación al desplazar los cultivos de coca por cuenta del efecto globo (Rincón-Ruiz y Kallis, 2013). A diferencia de Dávalos y Morales (2019) o Rincón-Ruiz y Kallis (2013), no buscamos comprobar el efecto globo, pero sí incluimos una medida de cambio en la coca, que no covariaba con el conflicto:  $r_{coca}$  (**Figura 2**). Después de controlar la estructura espaciotemporal de los datos, hallamos evidencia de que la fumigación aérea exagera el conflicto mucho más que la  $r_{coca}$ , lo que probablemente señala una deforestación mediada por el desplazamiento.

Descubrir que el conflicto fomenta la deforestación en todo el país, confirmando a la vez que la fumigación aérea aumenta dicho conflicto, plantea un enigma: ¿cómo reducir el cultivo de coca sin exagerar el conflicto, el cual también instiga la pérdida de bosques? El gasto en infraestructura, que se sabe reduce la propensión de los agricultores a cultivar coca (Dávalos y Dávalos, 2020), no se relacionaba ni con  $r_{bosque}$  ni con el conflicto (**Figura 2**), pero sí se relacionaba negativamente con el cultivo de coca (**Figura 5**), lo cual sugiere que es factible reducir el cultivo de coca con la inversión social y en infraestructura (Dávalos, 2016), sin exagerar injustificadamente la deforestación. Si bien sorprende no hallar una fuerte relación positiva entre el gasto en infraestructura y la deforestación (p. ej., en Brasil están estrechamente vinculados [Fearnside y de Alencastro Graça, 2006; Barber *et al.*, 2014; Ferrante y Fearnside, 2020]), esto puede explicarse de dos maneras complementarias. En primer lugar, todo tipo de infraestructura es precaria en la frontera de la deforestación, con asentamientos de décadas de antigüedad que aún carecen de servicios básicos en San Lucas (Dávalos y Dávalos, 2020) y en el Ariari, en la Amazonía Andina (Torres, 2018). Como resultado, las carreteras oficiales —una de las principales demostraciones del gasto en infraestructura— no se relacionan con la deforestación, como en San Lucas (Chadid *et al.*, 2015) o a lo largo de la frontera con Ecuador, en el Putumayo (Viña *et al.*, 2004). En segundo lugar, la infraestructura *privada* e ilegal, sin supervisión medioambiental, a veces llena estos vacíos, como en la región de la Macarena-Guaviare (Silva Numa, 2016) o en el mismo San Lucas (Chadid *et al.*, 2015). Así es que el gasto gubernamental en infraestructura no representa las vías de acceso que promueven la deforestación en el terreno, pero sí refleja cierto nivel de inversión social que reduce los cultivos de coca (Dávalos, 2016; Dávalos y Dávalos, 2020). Según nuestros hallazgos, un mayor gasto en infraestructura puede reducir los cultivos de coca y quizás permita un mayor control mediante la erradicación manual, que a diferencia de la fumigación, no propicia el conflicto.

En conclusión, al integrar la deforestación, el cultivo de coca y el conflicto en conjuntos de modelos interrelacionados, nuestros análisis han hallado, por primera vez, soporte cuantitativo a nivel nacional para la dinámica de deforestación de la frontera, impulsada por la conversión a pasturas y el conflicto armado, ambos relacionados con el cultivo de coca. Al igual que en otros países amazónicos, la pérdida de bosques

implica su sustitución por pastizales a gran escala —rara vez por cultivos—, más allá de que haya una demanda de ganado, nacional o internacional, que la justifique o no (Hecht, 1993; Laurance *et al.*, 2002; Rudel *et al.*, 2002; Fearnside, 2005; McAlpine *et al.*, 2009). Pero, al contrario de las fronteras de los países vecinos, las de Colombia no están instigadas por la inversión gubernamental en desarrollo o, al menos, no a un nivel detectable con estos datos. En cambio, tanto el cultivo de coca como su contramedida a gran escala, la fumigación aérea, promueven el conflicto armado que, a su vez, genera deforestación y está asociado al desplazamiento. Dado que el gasto gubernamental en infraestructuras reduce el cultivo de coca y no promueve ni la deforestación ni el conflicto, la inversión en desarrollo dirigida podría ser una poderosa herramienta para contrarrestar la coca. Pero tales intervenciones deben tener en cuenta la historia de los proyectos de desarrollo fallidos, patrocinados por el Estado, y que la infraestructura privada e ilegal ya generó picos de deforestación en las mismas regiones donde se concentran la coca y el conflicto (Silva Numa, 2016; Paz Cardona, 2021). En la actualidad, el *status quo* anterior —el cultivo de coca y las fumigaciones aéreas que generaron cada año miles de víctimas del conflicto y promovieron el despoblamiento y la deforestación— dio paso a costos ambientales masivos en las fronteras recién abiertas después del acuerdo de paz (Armenteras *et al.*, 2019b; Van Dexter y Visseren-Hamakers, 2019; Clerici *et al.*, 2020; Murillo Sandoval *et al.*, 2020), donde el persistente conflicto armado genera una deforestación mucho mayor que la anterior (Murillo-Sandoval *et al.*, 2021). Aunque nuestros modelos muestran que el gasto en infraestructura puede ayudar a reducir la coca y que la coca promueve la deforestación por medio del conflicto, también revelan que el reto más importante para la conservación de los bosques en Colombia no es ni la coca ni el conflicto, sino el insaciable apetito por la tierra que se expresa a través de la  $r_{\text{pastizales}}$ . Por lo tanto, prevemos que esta transformación de los bosques a pasturas continuará a lo largo de una interminable frontera de pastizales, inalterada por la disminución del conflicto o las fluctuaciones de los cultivos de coca.

## Archivo adicional

El archivo adicional para este artículo se puede encontrar en:

- **Archivo suplementario.** Datos y resultados suplementarios. DOI: <https://doi.org/10.31389/jied.87.s1>

## Declaración de accesibilidad a los datos

Los datos y todos los programas (*scripts*) necesarios para generar nuestros resultados están disponibles en GitHub (<https://github.com/lmdavalos/endless>).

## Agradecimientos

Por haber facilitado los datos para este estudio desde un principio, agradecemos al SIMCI de la Oficina de las Naciones Unidas contra la Droga y el Delito en Colombia. L. M. D. cuenta con el apoyo de la NSF-DGE 1633299. E. D. fue apoyado en parte por Colciencias. Este trabajo fue posible gracias al sistema de computación SeaWulf de la unidad de Research Computing and Cyberinfraestructure [“Investigación Computacional y de Ciberinfraestructura”] de Stony Brook y al Institute for Advanced Computational Science [“Instituto de Ciencias Computacionales Avanzadas”] de la Universidad de Stony Brook, financiado por la National Science Foundation OAC 1531492. Agradecemos a David Carlson por su ayuda con SeaWulf, y a Heather Lynch por su apoyo en la formulación del modelo. También agradecemos a J. S. Barreto por su asistencia técnica con Google Earth Engine y la extracción de algunos conjuntos de datos espaciales.

## Conflicto de intereses

Los autores no tienen conflicto de intereses que declarar.

## Referencias

- Akaike, H.** 1974. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6): 716–723. DOI: <https://doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705>
- Álvarez, MD.** 2002. Illicit crops and bird conservation priorities in Colombia. *Conservation Biology*, 16(4): 1086–1096. DOI: <https://doi.org/10.1046/j.1523-1739.2002.00537.x>
- Anaya, AJ, Gutiérrez-Vélez, HV, Pacheco-Pascagaza, MA, Palomino-Ángel, S, Han, N y Balzter, H.** 2020. Drivers of Forest Loss in a Megadiverse Hotspot on the Pacific Coast of Colombia. *Remote Sensing*, 12(8): 1235. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12081235>

- Angrist, JD y Kugler, AD.** 2008. Rural Windfall or a New Resource Curse? Coca, Income, and Civil Conflict in Colombia. *Review of Economics and Statistics*, 90: 191–215. DOI: <https://doi.org/10.1162/rest.90.2.191>
- Armenteras, D, Cabrera, E, Rodríguez, N y Retana, J.** 2013a. National and regional determinants of tropical deforestation in Colombia. *Regional Environmental Change*, 13: 1181–1193. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10113-013-0433-7>
- Armenteras, D, Dávalos, LM, Barreto, JS, Miranda, A, Hernández-Moreno, A, Zamorano-Elgueta, C, González-Delgado, T.M, Meza-Elizalde, MC y Retana, J.** 2021. Fire-induced loss of the world's most biodiverse forests in Latin America. *Science Advances*, 7(33): eabd3357. DOI: <https://doi.org/10.1126/sciadv.abd3357>
- Armenteras, D, Gibbes, C, Anaya, JA y Dávalos, LM.** 2017. Integrating remotely sensed fires for predicting deforestation for REDD+. *Ecological Applications*, 27: 1294–1304. DOI: <https://doi.org/10.1002/eap.1522>
- Armenteras, D, Negret, P, Melgarejo, LF, Lakes, TM, Londoño, MC, García, J, Krueger, T, Baumann, M y Dávalos, LM.** 2019a. Curb land grabbing to save the Amazon. *Nature Ecology & Evolution*, 3: 1497–1497. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41559-019-1020-1>
- Armenteras, D, Rodríguez, N y Retana, J.** 2013b. Landscape dynamics in northwestern Amazonia: An assessment of pastures, fire and illicit crops as drivers of tropical deforestation. *PLOS ONE*, 8: e54310. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0054310>
- Armenteras, D, Rodríguez, N, Retana, J y Morales, M.** 2011. Understanding deforestation in montane and lowland forests of the Colombian Andes. *Regional Environmental Change*, 11: 693–705. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10113-010-0200-y>
- Armenteras, D, Schneider, L y Dávalos, LM.** 2019b. Fires in protected areas reveal unforeseen costs of Colombian peace. *Nature Ecology & Evolution*, 3: 20–23. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41559-018-0727-8>
- Arneth, A, Barbosa, H, Benton, T, Calvin, K, Calvo, E, Connors, S, Cowie, A, Davin, E, Denton, F, Diemen, REV, Driouech, F, Elbehri, A, Evans, J, Ferrat, M, Harold, J, Haughey, E, Herrero, M, House, J, Howden, M, Hurlbert, M, Jia, G, Johansen, TG, Krishnaswamy, J, Kurz, W, Lennard, C, Myeong, S, Mahmoud, N, Masson-Delmotte, VR, Mbow, C, McElwee, P, Mirzabaev, A, Morelli, A, Moufouma-Okia, W, Nedjraoui, D, Neogi, S, Nkem, J, Noblet-Ducoudré, ND, Olsson, L, Pathak, M, Petzold, J, Pichs-Madruga, RN, Poloczanska, E, Popp, A, Pörtner, H.-O, Pereira, JP, Pradhan, P, Reisinger, A, Roberts, DC, Rosenzweig, C, Rounsevell, M, Shevliakova, E, Shukla, PR, Skea, J, Slade, R, Smith, P, Sokona, Y, Sonwa, DJ, Soussana, J.-F, Tubiello, F, Verchot, L, Warner, K, Weyer, NM, Wu, J, Yassaa, N, Zhai, P y Zommers, Z.** 2019. IPCC, 2019: Summary for Policymakers. En: Shukla, PR, Skea, J, Buendia, eC, Masson-Delmotte, V, Pörtner, HO, Roberts, DC, Zhai, P, Slade, R, Connors, S, Diemen, RV, Ferrat, M, Haughey, E, Luz, S, Neogi, S, Pathak, M, Petzold, J, Pereira, JP, Vyas, P, Huntley, E, Kissick, K, Belkacemi, M y Malley, J (eds.), *Climate Change and Land: An IPCC special report on climate change, desertification, land degradation, sustainable land management, food security, and greenhouse gas fluxes in terrestrial ecosystems*. The Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). pp. 1–34.
- Baccini, A, Walker, W, Carvalho, L, Farina, M, Sulla-Menashe, D y Houghton, RA.** 2017. Tropical forests are a net carbon source based on aboveground measurements of gain and loss. *Science*, 358(6360): 230–234. DOI: <https://doi.org/10.1126/science.aam5962>
- Ballvé, T.** 2012. Everyday State Formation: Territory, Decentralization, and the Narco Landgrab in Colombia. *Environment and Planning D: Society and Space*, 30: 603–622. DOI: <https://doi.org/10.1068/d4611>
- Barber, CP, Cochrane, MA, Souza, CM, Jr y Laurance, WF.** 2014. Roads, deforestation, and the mitigating effect of protected areas in the Amazon. *Biological Conservation*, 177: 203–209. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2014.07.004>
- Barbier, EB.** 1997. The economic determinants of land degradation in developing countries. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London B: Biological Sciences*, 352(1356): 891–899. DOI: <https://doi.org/10.1098/rstb.1997.0068>
- Bebbington, A, Chicchon, A, Cuba, N, Greenspan, E, Hecht, S, Bebbington, DH, Kandel, S, Osborne, T, Ray, R, Rogan, J y Sauls, L.** 2020. Opinion: Priorities for governing large-scale infrastructure in the tropics. *Proceedings of the National Academy of Sciences, USA*, 117(36): 21829–21833. DOI: <https://doi.org/10.1073/pnas.2015636117>

- Bradley, A.V y Millington, A.** 2008a. Agricultural land-use trajectories in a cocaine source region: Chapare, Bolivia. En: Jepson, W y Millington, A (eds.), *Land Change Science in the Tropics*. Nueva York: Springer US. pp. 231–250.
- Bradley, AV y Millington, AC.** 2008b. Coca and colonists: Quantifying and explaining forest clearance under coca and anti-narcotics policy regimes. *Ecology and Society*, 13(1): 31. URL oficial: <http://www.ecologyandsociety.org/vol13/iss1/art31/>. DOI: <https://doi.org/10.5751/ES-02435-130131>
- Bürkner, P.-C.** 2017. brms: An R Package for Bayesian Multilevel Models Using Stan. *Journal of Statistical Software*, 80(1): 1–28. DOI: <https://doi.org/10.18637/jss.v080.i01>
- Carpenter, B, Gelman, A, Hoffman, MD, Lee, D, Goodrich, B, Betancourt, M, Brubaker, M, Guo, J, Li, P y Riddell, A.** 2017. Stan: A Probabilistic Programming Language. 76(1), 1–32. DOI: <https://doi.org/10.18637/jss.v076.i01>
- Carr, D.** 2006. A tale of two roads: Land tenure, poverty, and politics on the Guatemalan frontier. *Geoforum*, 37(1): 94–103. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geoforum.2005.02.007>
- Castro-Núñez, A, Mertz, O, Buritica, A, Sosa, CC y Lee, ST.** 2017. Land related grievances shape tropical forest-cover in areas affected by armed-conflict. *Applied Geography*, 85: 39–50. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2017.05.007>
- Centro de Investigación y Educación Popular, CINEP.** 2020. Banco de Datos de Derechos Humanos, DIH y Violencia Política. Bogotá: Centro de Investigación y Educación Popular.
- Chadid, M, Dávalos, L, Molina, J y Armenteras, D.** 2015. A Bayesian Spatial Model Highlights Distinct Dynamics in Deforestation from Coca and Pastures in an Andean Biodiversity Hotspot. *Forests*, 6(11): 3828–3846. DOI: <https://doi.org/10.3390/f6113828>
- Chazdon, RL, Broadbent, EN, Rozendaal, DMA, Bongers, F, Zambrano, AMA, Aide, TM, Balvanera, P, Becknell, JM, Boukili, V, Brancalion, PHS, Craven, D, Almeida-Cortez, JS, Cabral, GAL, de Jong, B, Denslow, JS, Dent, DH, DeWalt, SJ, Dupuy, JM, Durán, SM, Espírito-Santo, MM, Fandino, MC, César, RG, Hall, JS, Hernández-Stefanoni, JL, Jakovac, CC, Junqueira, AB, Kennard, D, Letcher, SG, Lohbeck, M, Martínez-Ramos, M, Massoca, P, Meave, JA, Mesquita, R, Mora, F, Muñoz, R, Muscarella, R, Nunes, YRF, Ochoa-Gaona, S, Orihuela-Belmonte, E, Peña-Claros, M, Pérez-García, EA, Piotto, D, Powers, JS, Rodríguez-Velázquez, J, Romero-Pérez, IE, Ruíz, J, Saldarriaga, JG, Sánchez-Azofeifa, A, Schwartz, NB, Steininger, MK, Swenson, NG, Uriarte, M, van Breugel, M, van der Wal, H, Veloso, MDM, Vester, H, Vieira, ICG, Bentos, TV, Williamson, GB y Poorter, L.** 2016. Carbon sequestration potential of second-growth forest regeneration in the Latin American tropics. *Science Advances*, 2(5). DOI: <https://doi.org/10.1126/sciadv.1501639>
- Christiansen, R, Baumann, M, Kuemmerle, T, Mahecha, MD y Peters, J.** 2020. Towards Causal Inference for Spatio-Temporal Data: Conflict and Forest Loss in Colombia. arXiv preprint arXiv:2005.08639
- Clerici, N, Armenteras, D, Kareiva, P, Botero, R, Ramírez-Delgado, JP, Forero-Medina, G, Ochoa, J, Pedraza, C, Schneider, L, Lora, C, Gómez, C, Linares, M, Hirashiki, C y Biggs, D.** 2020. Deforestation in Colombian protected areas increased during post-conflict periods. *Scientific Reports*, 10: 4971. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-020-61861-y>
- Dávalos, E.** 2016. New answers to an old problem: Social investment and coca crops in Colombia. *International Journal of Drug Policy*, 31: 121–130. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.drugpo.2016.02.002>
- Dávalos, E y Dávalos, LM.** 2020. Social Investment and Smallholder Coca Cultivation in Colombia. *The Journal of Development Studies*, 56(6): 1118–1140. DOI: <https://doi.org/10.1080/00220388.2019.1650167>
- Dávalos, E y Morales, LF.** 2019. Is There a Balloon effect? Coca Crops and Forced Eradication in Colombia. *EAFIT*, 19–08. DOI: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3429145>
- Dávalos, LM.** 2018. The ghosts of development past: Deforestation and coca in western Amazonia. En: Gootenberg, P y Dávalos, LM (eds.), *The Origins of Cocaine*. Londres: Routledge. pp. 19–52.
- Dávalos, LM, Bejarano, AM y Correa, HL.** 2009. Disabusing cocaine: Pervasive myths and enduring realities of a globalised commodity. *International Journal of Drug Policy*, 20(5): 381–386. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.drugpo.2008.08.007>
- Dávalos, LM, Bejarano, AC, Hall, MA, Correa, HL, Corthals, A y Espejo, OJ.** 2011. Forests and Drugs: Coca-Driven Deforestation in Tropical Biodiversity Hotspots. *Environmental Science & Technology*, 45(4): 1219–1227. DOI: <https://doi.org/10.1021/es102373d>
- Dávalos, LM, Holmes, JS, Rodríguez, N y Armenteras, D.** 2014. Demand for beef is unrelated to pasture expansion in northwestern Amazonia. *Biological Conservation*, 170: 64–73. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2013.12.018>

- Dávalos, LM, Sánchez, KM y Armenteras, D.** 2016. Deforestation and Coca Cultivation Rooted in Twentieth-Century Development Projects. *Bioscience*, 66(11): 974–982. DOI: <https://doi.org/10.1093/biosci/biw118>
- DeFries, RS, Rudel, T, Uriarte, M y Hansen, M.** 2010. Deforestation driven by urban population growth and agricultural trade in the twenty-first century. *Nature Geoscience*, 3(3): 178–181. DOI: <https://doi.org/10.1038/ngeo756>
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística, DANE.** 2012. Censo general 2005, Estimaciones y proyección de población nacional, departamental y municipal total por área 1985–2020. Bogotá: Departamento Nacional de Estadística.
- Departamento Nacional de Planeación, DNP.** 2019. Ejecuciones presupuestales de cada municipio y cada departamento para el periodo 2000–2017. Bogotá: Departamento Nacional de Planeación.
- Díaz, AM y Sánchez, F.** 2004. A geography of illicit crops (coca leaf) and armed conflict in Colombia. *Documento CEDE*, 19: 1–73.
- Dion, ML y Russler, C.** 2008. Eradication efforts, the state, displacement and poverty: explaining coca cultivation in Colombia during Plan Colombia. *Journal of Latin American Studies*, 40(3): 399–421. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0022216X08004380>
- Dirección Antinarcóticos de la Policía Nacional, DIRAN.** 2019. Observatorio de Drogas de Colombia. Bogotá: Dirección Antinarcóticos de la Policía Nacional.
- Dudley, JP, Ginsberg, JR, Plumptre, AJ, Hart, JA y Campos, LC.** 2002. Effects of War and Civil Strife on Wildlife and Wildlife Habitats. *Conservation Biology*, 16(2): 319–329. DOI: <https://doi.org/10.1046/j.1523-1739.2002.00306.x>
- Edenhofer, O, Pichs-Madruga, RN, Sokona, Y, Agrawala, S, Bashmakov, IA, Blanco, G, Broome, J, Bruckner, T, Brunner, S, Bustamante, M, Clarke, L, Creutzig, F, Dhakal, S, Dubash, NK, Eickemeier, P, Farahani, E, Fischedick, M, Fleurbaey, M, Gerlagh, R, Gómez-Echeverri, L, Gupta, S, Harnisch, J, Jiang, K, Kadner, S, Kartha, S, Klasen, S, Kolstad, C, Krey, V, Kunreuther, H, Lucon, O. (Brazil), Maser, O, Minx, J, Muluetta, Y, Patt, A, Ravindranath, NH, Riahi, K, Joyashree, R, Schaeffer, R, Schlömer, S, Seto, K, Seyboth, K, Zealand, RSN, Skea, J, Smith, P, Somanathan, E, Stavins, R, Stechow, CV, Sterner, T, Sugiyama, T, Suh, Urama, KC, Ürge-Vorsatz, D, Victor, DG, Zhou, D, Zou, J y Zwickel, T.** 2014. IPCC, 2014: Summary for Policymakers. En: Edenhofer, O, Pichs-Madruga, R, Sokona, Y, Farahani, E, Kadner, S, Seyboth, K, Adler, A, Baum, I, Brunner, S, Eickemeier, P, Kriemann, B, Savolainen, J, Schlömer, S, Stechow, CV, Zwickel, T y Minx, JC (eds.), *Climate Change 2014: Mitigation of Climate Change. Contribution of Working Group III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge, Reino Unido y NuevaYork, NY, EE. UU.: Cambridge University Press. pp. 1–30.
- Fearnside, P y de Alencastro Graça, P.** 2006. BR-319: Brazil's Manaus-Porto Velho Highway and the Potential Impact of Linking the Arc of Deforestation to Central Amazonia. *Environmental Management*, 38: 705–716. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00267-005-0295-y>
- Fearnside, PM.** 1993. Deforestation in Brazilian Amazonia: the effect of population and land tenure. *Ambio*, 22: 537–545.
- Fearnside, PM.** 2005. Deforestation in Brazilian Amazonia: History, Rates, and Consequences. *Conservation Biology*, 19(3): 680–688. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1523-1739.2005.00697.x>
- Fergusson, L, Romero, D y Vargas, JF.** 2014. The Environmental Impact of Civil Conflict: The Deforestation Effect of Paramilitary Expansion in Colombia. Documento CEDE 2014–36. DOI: <https://doi.org/10.2139/ssrn.2516512>
- Ferrante, L y Fearnside, PM.** 2020. The Amazon's road to deforestation. *Science*, 369(6504): 634. DOI: <https://doi.org/10.1126/science.abd6977>
- Fisher, DG y Meitus, AA.** 2017. Uprooting or Sowing Violence?: Coca Eradication and Guerrilla Violence in Colombia. *Studies in Conflict & Terrorism*, 40: 790–807. DOI: <https://doi.org/10.1080/1057610X.2016.1239430>
- Fjeldså, J, Álvarez, MD, Lazcano, JM y León, B.** 2005. Illicit crops and armed conflict as constraints on biodiversity conservation in the Andes region. *AMBIO: A Journal of the Human Environment*, 34(3): 205–211. DOI: <https://doi.org/10.1579/0044-7447-34.3.205>
- Gabry, J.** 2017. bayesplot: Plotting for Bayesian models. R package.
- Gabry, J, Simpson, D, Vehtari, A, Betancourt, M y Gelman, A.** 2019. Visualization in Bayesian workflow. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, 182(2): 389–402. DOI: <https://doi.org/10.1111/rssa.12378>

- Gallice, GR, Larrea-Gallegos, G y Vázquez-Rowe, I.** 2017. The threat of road expansion in the Peruvian Amazon. *Oryx*: 1–9. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0030605317000412>
- Gaynor, KM, Fiorella, KJ, Gregory, GH, Kurz, DJ, Seto, KL, Withey, LS y Brashares, JS.** 2016. War and wildlife: Linking armed conflict to conservation. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 14(10): 533–542. DOI: <https://doi.org/10.1002/fee.1433>
- Gelman, A y Rubin, DB.** 1992. Inference from iterative simulation using multiple sequences. *Statistical Science*, 7(4): 457–472. DOI: <https://doi.org/10.1214/ss/1177011136>
- Gomes, VHF, Vieira, ICG, Salomão, RP y ter Steege, H.** 2019. Amazonian tree species threatened by deforestation and climate change. *Nature Climate Change*, 9(7): 547–553. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41558-019-0500-2>
- Gootenberg, P.** 2020. Chicken or eggs?: Rethinking illicit drugs and “Development”. *International Journal of Drug Policy*, 89: 102985. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.drugpo.2020.102985>
- Gootenberg, P y Dávalos, LM (Eds.).** 2018. *The Origins of Cocaine: Colonization and Failed Development in the Amazon Andes*. Londres: Routledge.
- Gorelick, N, Hancher, M, Dixon, M, Ilyushchenko, S, Thau, D y Moore, R.** 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202: 18–27. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- Grace, JB, Schoolmaster, DR, Jr, Guntenspergen, GR, Little, AM, Mitchell, BR, Miller, KM y Schweiger, EW.** 2012. Guidelines for a graph-theoretic implementation of structural equation modeling. *Ecosphere*, 3(8): 1–44. DOI: <https://doi.org/10.1890/ES12-00048.1>
- Graesser, J, Aide, TM, Grau, HR y Ramankutty, N.** 2015. Cropland/pastureland dynamics and the slowdown of deforestation in Latin America. *Environmental Research Letters*, 10(3): 034017. DOI: <https://doi.org/10.1088/1748-9326/10/3/034017>
- Grau, HR y Aide, M.** 2008. Globalization and Land-Use Transitions in Latin America. *Ecology and Society*, 13(2): 16. DOI: <https://doi.org/10.5751/ES-02559-130216>
- Hansen, MC, Potapov, P y Tyukavina, A.** 2019. Comment on “Tropical forests are a net carbon source based on aboveground measurements of gain and loss”. *Science*, 363(6423): eaar3629. DOI: <https://doi.org/10.1126/science.aar3629>
- Hanson, T, Brooks, TM, Da Fonseca, GAB, Hoffmann, M, Lamoreux, JF, Machlis, G, Mittermeier, CG, Mittermeier, RA y Pilgrim, JD.** 2009. Warfare in Biodiversity Hotspots. Guerra en Sitios de Importancia para la Biodiversidad. *Conservation Biology*, 23(3): 578–587. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1523-1739.2009.01166.x>
- Hecht, SB.** 1993. The Logic of Livestock and Deforestation in Amazonia. *Bioscience*, 43(10): 687–695. DOI: <https://doi.org/10.2307/1312340>
- Holmes, JS y Gutiérrez De Piñeres, SA.** 2011. Conflict-Induced Displacement and Violence in Colombia. *Studies in Conflict and Terrorism*, 34(7): 572–586. DOI: <https://doi.org/10.1080/1057610X.2011.578552>
- Holmes, JS, Gutiérrez De Piñeres, SA y Curtin, KM.** 2006. Drugs, Violence, and Development in Colombia: A Department-Level Analysis. *Latin American Politics & Society*, 48(3) 157–184. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1548-2456.2006.tb00359.x>
- Holmes, JS, Mendizabal, AP, De La Fuente, DS, Callenes, M y Cárdenas, Á.** 2019. Paramilitary Violence in Colombia: A Multilevel Negative Binomial Analysis. *Defence and Peace Economics*, 32(2): 193–219. DOI: <https://doi.org/10.1080/10242694.2019.1624067>
- Holmes, JS, Mendizabal, AP, De La Fuente, DS, Mets, K, Cárdenas, A, Armenteras, D y Dávalos, LM.** 2018. Identifying Municipal Risk Factors for Leftist Guerrilla Violence in Colombia. *Peace Economics, Peace Science and Public Policy*, 24(2): 1–28. DOI: <https://doi.org/10.1515/peps-2017-0009>
- Hubau, W, Lewis, SL, Phillips, OL, Affum-Baffoe, K, Beeckman, H, Cuní-Sánchez, A, Daniels, AK, Ewango, CEN, Fauset, S, Mukinzi, JM, Sheil, D, Sonké, B, Sullivan, MJP, Sunderland, TCH, Taedoumg, H, Thomas, SC, White, LJ, T, Abernethy, KA, Adu-Bredu, S, Amani, CA, Baker, TR, Banin, LF, Baya, F, Begne, SK, Bennett, AC, Benedet, F, Bitariho, R, Bocko, YE, Boeckx P, Boundja P, Brienen, RJW, Brncic, T, Chezeaux, E, Chuyong, GB, Clark, C, J, Collins, M, Comiskey, JA, Coomes, DA, Dargie, GC, de Haulleville, T, Kamdem, MND, Doucet, J.-L, Esquivel-Muelbert, A, Feldpausch, TR, Fofanah, A, Foli, EG, Gilpin, M, Gloor, E, Gonmadje, C, Gourlet-Fleury, S, Hall, JS, Hamilton, AC, Harris, DJ, Hart, TB, Hockemba, MBN, Hladik, A, Ifo, SA, Jeffery, KJ, Jucker, T, Yakusu, EK, Kearsley, E, Kenfack, D, Koch, A, Leal, ME, Levesley, A, Lindsell, JA, Lisingo, J, López-González, G, Lovett, JC, Makana, J.-R, Malhi, Y, Marshall, AR, Martin, J, Martin, EH, Mbayu, FM, Medjibe, VP, Mihindou,**

- V, Mitchard, ETA, Moore, S, Munishi, PKT, Bengone, NN, Ojo, L, Ondo, FE, Peh, KSH, Pickavance, GC, Poulsen, AD, Poulsen, JR, Qie, L, Reitsma, J, Rovero, F, Swaine, MD, Talbot, J, Taplin, J, Taylor, DM, Thomas, DW, Toirambe, B, Mukendi, JT, Tuagben, D, Umunay, PM, van der Heijden, GME, Verbeeck, H, Vleminckx, J, Willcock, S, Wöll, H, Woods, JT y Zemagho, L. 2020. Asynchronous carbon sink saturation in African and Amazonian tropical forests. *Nature*, 579: 80–87. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2035-0>
- Intergovernmental Panel on Climate Change**, IPCC. 2019. *Climate change and land*. Geneva, Switzerland: The Intergovernmental Panel on Climate Change.
- Killeen, TJ, Calderón, V, Soria, L, Quezada, B, Steininger, MK, Harper, G, Solórzano, LA y Tucker, CJ.** 2007. Thirty Years of Land-cover Change in Bolivia. *AMBIO: A Journal of the Human Environment*, 36(7): 600–606. DOI: [https://doi.org/10.1579/0044-7447\(2007\)36\[600:TYOLCI\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1579/0044-7447(2007)36[600:TYOLCI]2.0.CO;2)
- Laurance, WF, Albernaz, AKM, Schroth, G, Fearnside, PM, Bergen, S, Venticinque, EM y Da Costa, C.** 2002. Predictors of deforestation in the Brazilian Amazon. *Journal of Biogeography*, 29(5–6), 737–748. DOI: <https://doi.org/10.1046/j.1365-2699.2002.00721.x>
- Lefcheck, JS.** 2016. piecewiseSEM: Piecewise structural equation modelling in r for ecology, evolution, and systematics. *Methods in Ecology and Evolution*, 7(5): 573–579. DOI: <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12512>
- Lovejoy, TE y Nobre, C.** 2019. Amazon tipping point: Last chance for action. *Science Advances*, 5(12): eaba2949. DOI: <https://doi.org/10.1126/sciadv.aba2949>
- Maeda, EE, Abera, TA, Siljander, M, Aragão, LEOC, de Moura, YM y Heiskanen, J.** 2021. Large-scale commodity agriculture exacerbates the climatic impacts of Amazonian deforestation. *Proceedings of the National Academy of Sciences, USA*, 118(7): e2023787118. DOI: <https://doi.org/10.1073/pnas.2023787118>
- McAlpine, C, Etter, A, Fearnside, PM, Seabrook, L y Laurance, WF.** 2009. Increasing world consumption of beef as a driver of regional and global change: A call for policy action based on evidence from Queensland (Australia), Colombia and Brazil. *Global Environmental Change*, 19(1): 21–33. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2008.10.008>
- Mendoza, JP.** 2020. Colombia's transition to peace is enhancing coca-driven deforestation. *Environmental Research Letters*, 15(10): 104071. DOI: <https://doi.org/10.1088/1748-9326/abb331>
- Mitchard, ETA.** 2018. The tropical forest carbon cycle and climate change. *Nature*, 559: 527–534. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41586-018-0300-2>
- Morris, M, Wheeler-Martin, K, Simpson, D, Mooney, SJ, Gelman, A y DiMaggio, C.** 2019. Bayesian hierarchical spatial models: Implementing the Besag York Mollié model in stan. *Spatial and Spatio-temporal Epidemiology*, 31: 100301. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.sste.2019.100301>
- Murillo Sandoval, PJ, Van Dexter, K, Van Den, H, Jamon, C, Wrathall, D y Kennedy, RE.** 2020. The end of gunpoint conservation: Forest disturbance after the Colombian peace agreement. *Environmental Research Letters*. 15(3), 034033. DOI: <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab6ae3>
- Murillo-Sandoval, PJ, Gjerdseth, E, Correa-Ayram, C, Wrathall, D, Van Den Hoek, J, Dávalos, LM y Kennedy, R.** 2021. No peace for the forest: Rapid, widespread land changes in the Andes-Amazon region following the Colombian civil war. *Global Environmental Change*, 69: 102283. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2021.102283>
- Myers, N, Mittermeier, RA, Mittermeier, CG, da Fonseca, GAB y Kent, J.** 2000. Biodiversity hotspots for conservation priorities. *Nature*, 403: 853–858. DOI: <https://doi.org/10.1038/35002501>
- Negret, PJ, Sonter, L, Watson, JEM, Possingham, HP, Jones, KR, Suarez, C, Ochoa-Quintero, JM y Maron, M.** 2019. Emerging evidence that armed conflict and coca cultivation influence deforestation patterns. *Biological Conservation*, 239: 108176. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2019.07.021>
- Nobre, CA, Sampaio, G, Borma, LS, Castilla-Rubio, JC, Silva, JS y Cardoso, M.** 2016. Land-use and climate change risks in the Amazon and the need of a novel sustainable development paradigm. *Proceedings of the National Academy of Sciences, USA*, 113(39): 10759–10768. DOI: <https://doi.org/10.1073/pnas.1605516113>
- O'Hara, R y Kotze, J.** 2010. Do not log-transform count data. *Nature Precedings*. DOI: <https://doi.org/10.1038/npre.2010.4136.1>
- Paz Cardona, AJ.** (28 de abril, 2021). Parque Tinigua: Solo en la última semana de marzo las alertas de deforestación superaron las 50 mil. *Mongabay*. <https://es.mongabay.com/2021/04/colombia-deforestacion-en-el-parque-tinigua/>

- Perz, S, Brilhante, S, Brown, F, Caldas, M, Ikeda, S, Mendoza, E, Overdeest, C, Reis, V, Reyes, JF, Rojas, D, Schmink, M, Souza, C y Walker, R.** 2008. Road building, land use and climate change: prospects for environmental governance in the Amazon. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 363(1498): 1889–1895. DOI: <https://doi.org/10.1098/rstb.2007.0017>
- Pinheiro, J, Bates, D, DebRoy, S, Sarkar, D y R Core Team.** 2012. The nlme Package: Linear and Nonlinear Mixed Effects Models.
- Plummer, M.** 2003. JAGS: A program for analysis of Bayesian graphical models using Gibbs sampling. En: Hornik, K, Leisch, F y Zeileis, A (eds.), *Proceedings of the 3rd International Workshop on Distributed Statistical Computing*. Vienna, Austria: Technische Universität Wien. pp. 1–10.
- Puyravaud, JP.** 2003. Standardizing the calculation of the annual rate of deforestation. *Forest Ecology and Management*, 177(1–3), 593–596. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(02\)00335-3](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(02)00335-3)
- Reilly, B y Parra-Peñas, RI.** 2019. Forests and Conflict in Colombia. Documento 492. *Archivos de Economía*. Departamento Nacional de Planeación.
- Richards, P y VanWey, L.** 2015. Where Deforestation Leads to Urbanization: How Resource Extraction Is Leading to Urban Growth in the Brazilian Amazon. *Annals of the Association of American Geographers*, 105(4): 806–823. DOI: <https://doi.org/10.1080/00045608.2015.1052337>
- Rincón-Ruiz, A y Kallis, G.** 2013. Caught in the middle. Colombia's war on drugs and its effects on forest and people. *Geoforum*, 46: 60–78. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geoforum.2012.12.009>
- Rudel, TK, Bates, D y Machinguiashi, R.** 2002. A Tropical Forest Transition? Agricultural Change, Out-migration, and Secondary Forests in the Ecuadorian Amazon. *Annals of the Association of American Geographers*, 92(1): 87–102. DOI: <https://doi.org/10.1111/1467-8306.00281>
- Rudel, TK y Roper, J.** 1997. The paths to rain forest destruction: Crossnational patterns of tropical deforestation, 1975–1990. *World Development*, 25(1): 53–65. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0305-750X\(96\)00086-1](https://doi.org/10.1016/S0305-750X(96)00086-1)
- Sánchez-Cuervo, AM y Aide, TM.** 2013. Consequences of the Armed Conflict, Forced Human Displacement, and Land Abandonment on Forest Cover Change in Colombia: A Multi-scaled Analysis. *Ecosystems*, 16: 1052–1070. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10021-013-9667-y>
- Sánchez-Cuervo, AM, Aide, TM, Clark, ML y Etter, A.** 2012. Land Cover Change in Colombia: Surprising Forest Recovery Trends between 2001 and 2010. *PLoS ONE*, 7(8) e43943. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0043943>
- Santos, G.** 2017. Road transport and CO<sub>2</sub> emissions: What are the challenges? *Transport Policy*, 59: 71–74. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2017.06.007>
- Shifter, M y Jawahar, V.** 2004. State building in Colombia: Getting priorities straight. *Journal of International Affairs*, 58: 143.
- Shipley, B.** 2000. A New Inferential Test for Path Models Based on Directed Acyclic Graphs. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 7(2): 206–218. DOI: [https://doi.org/10.1207/S15328007SEM0702\\_4](https://doi.org/10.1207/S15328007SEM0702_4)
- Shipley, B.** 2009. Confirmatory path analysis in a generalized multilevel context. *Ecology*, 90(2): 363–368. DOI: <https://doi.org/10.1890/08-1034.1>
- Shipley, B.** 2013. The AIC model selection method applied to path analytic models compared using a d-separation test. *Ecology*, 94(3): 560–564. DOI: <https://doi.org/10.1890/12-0976.1>
- Silva Numa, S.** 2016, 26 de enero. Construyen carretera ilegal en la Amazonia. *El Espectador*, Bogotá, Colombia.
- Soares-Filho, B, Moutinho, P, Nepstad, D, Anderson, A, Rodrigues, H, García, R, Dietzsch, L, Merry, F, Bowman, M, Hissa, L, Silvestrini, R y Maretti, C.** 2010. Role of Brazilian Amazon protected areas in climate change mitigation. *Proceedings of the National Academy of Sciences, USA*, 107(24): 10821–10826. DOI: <https://doi.org/10.1073/pnas.0913048107>
- Sonter, LJ, Herrera, D, Barrett, DJ, Galford, GL, Moran, CJ y Soares-Filho, BS.** 2017. Mining drives extensive deforestation in the Brazilian Amazon. *Nature Communications*, 8: 1013. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41467-017-00557-w>
- Staal, A, Flores, BM, Aguiar, APD, Bosmans, JHC, Fetzer, I y Tuinenburg, OA.** 2020. Feedback between drought and deforestation in the Amazon. *Environmental Research Letters*, 15(4): 044024. DOI: <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab738e>
- Sulla-Menashe, D y Friedl, MA.** 2019. MCD12Q1 MODIS/Terra+ Aqua Land Cover Type Yearly L3 Global 500m SIN Grid V006. *NASA EOSDIS Land Processes DAAC*.

- Tarka, P.** 2018. An overview of structural equation modeling: its beginnings, historical development, usefulness and controversies in the social sciences. *Quality & Quantity*, 52(1): 313–354. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11135-017-0469-8>
- Thoumi, FE.** 2005. The Colombian competitive advantage in illegal drugs: The role of policies and institutional changes. *Journal of Drug Issues*, 35(1): 7–25. DOI: <https://doi.org/10.1177/002204260503500101>
- Torres, M-C.** 2018. The making of a coca frontier: The case of Ariari, Colombia. En: Gootenberg, P y Dávalos, LM (eds.), *The Origins of Cocaine*. Londres: Routledge. pp. 133–159. DOI: <https://doi.org/10.4324/9780429489389-6>
- UNDCP.** 2002. *Annual Coca Cultivation Survey 2001*. United Nations Drug Control Program.
- UNODC.** 2003. *Colombia Coca Cultivation Survey 2002*. United Nations Office on Drugs and Crime.
- UNODC.** 2006. *Características agropecuarias de los cultivos de coca en Colombia*. Bogotá: Sistema Integrado de Monitoreo de Cultivos Ilícitos.
- UNODC.** 2010. *Transformación socioeconómica y biofísica asociadas con los cultivos ilícitos en la región Sur del Meta-Guaviare 1990–2009*. Bogotá: UNODC, Embajada de la República Federal Alemana y Ministerio de Defensa República de Colombia.
- UNODC y Gobierno de Colombia.** 2014. Monitoreo de Cultivos de Coca 2013. Bogotá: UNODC
- Van Dexter, K y Visseren-Hamakers, I.** 2019. Forests in the time of peace. *Journal of Land Use Science*, 15(2–3), 327–342. DOI: <https://doi.org/10.1080/1747423X.2019.1699614>
- van Dun, M.** 2012. The drugs industry and peasant self-defence in a Peruvian cocaine enclave. *International Journal of Drug Policy*, 23(6): 442–448. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.drugpo.2012.01.007>
- Vehtari, A, Gelman, A y Gabry, J.** 2017. Practical Bayesian model evaluation using leave-one-out cross-validation and  $w_{AIC}$ . *Statistics and Computing*, 27(5): 1413–1432. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11222-016-9696-4>
- Viña, A, Echavarría, FR y Rundquist, DC.** 2004. Satellite Change Detection Analysis of Deforestation Rates and Patterns along the Colombia-Ecuador Border. *AMBIO: A Journal of the Human Environment*, 33(3): 118–125. DOI: <https://doi.org/10.1579/0044-7447-33.3.118>
- White, D, Holmann, F, Fujisaka, S, Reategui, K y Lascano, C.** 2000. Will Intensifying Pasture Management in Latin America Protect Forests – or Is It the Other way around? En: Angelsen, A y Kaimowitz, D (eds.), *Agricultural Technology Intensification and Deforestation*. CIFOR y CABI Publishing. pp. 1–28. [https://www.cifor.org/publications/pdf\\_files/Books/BAngelsen0101E0.pdf](https://www.cifor.org/publications/pdf_files/Books/BAngelsen0101E0.pdf). DOI: <https://doi.org/10.1079/9780851994512.0091>
- Wood, SN.** 2003. Thin plate regression splines. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 65(1): 95–114. DOI: <https://doi.org/10.1111/1467-9868.00374>
- Young, KR.** 1996. Threats to biological diversity caused by coca/cocaine deforestation. *Environmental Conservation*, 23(1): 7–15. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0376892900038200>
- Youngflesh, C.** 2018. mcmcvis: Tools to visualize, manipulate, and summarize MCMC output. *Journal of Open Source Software*, 3(24): 640. DOI: <https://doi.org/10.21105/joss.00640>

**How to cite this article:** Dávalos, LM, Dávalos, E, Holmes, J, Tucker, C y Armenteras, D. 2021. Bosques, coca y conflicto: la dinámica de la frontera de pasturas y deforestación en la Amazonía andina. *Journal of Illicit Economies and Development*, 3(1): pp. 74–98. DOI: <https://doi.org/10.31389/jied.87>

**Submitted:** 13 December 2020

**Accepted:** 14 September 2021

**Published:** 08 September 2022

**Copyright:** © 2021 The Author(s). This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC-BY 4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original author and source are credited. See <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>.



*Journal of Illicit Economies and Development* is a peer-reviewed open access journal published by LSE Press.

OPEN ACCESS