

# Cambio climático y adaptación basada en la naturaleza

El potencial de la cobertura boscosa  
para reducir el impacto económico  
de las inundaciones en  
la República Dominicana

Rafael Van der Borgh  
Alexis Cruz-Rodríguez  
José Eduardo Alatorre



NACIONES UNIDAS

CEPAL



cooperación  
alemana

DEUTSCHE ZUSAMMENARBEIT



AMBASSADE  
DE FRANCE  
AU CHILI

Liberté  
Égalité  
Fraternité



**MEPyD**  
MINISTERIO DE ECONOMÍA, PLANIFICACIÓN Y DESARROLLO

# Gracias por su interés en esta publicación de la CEPAL



Si desea recibir información oportuna sobre nuestros productos editoriales y actividades, le invitamos a registrarse. Podrá definir sus áreas de interés y acceder a nuestros productos en otros formatos.

 [www.cepal.org/es/publications](http://www.cepal.org/es/publications)

 [www.cepal.org/apps](http://www.cepal.org/apps)

## Cambio climático y adaptación basada en la naturaleza

El potencial de la cobertura boscosa para reducir  
el impacto económico de las inundaciones  
en la República Dominicana

Rafael Van der Borgh  
Alexis Cruz-Rodríguez  
José Eduardo Alatorre



Este documento fue preparado por José Eduardo Alatorre y Rafael Van der Borght, de la Unidad de Economía del Cambio Climático, División de Desarrollo Sostenible y Asentamientos Humanos de la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), y Alexis Cruz Rodríguez, funcionario del Ministerio de Economía, Planificación y Desarrollo de la República Dominicana, en el marco de las actividades del programa de cooperación entre Francia y la CEPAL financiado por el Ministerio para Europa y de Asuntos Exteriores francés e implementado por el Expertise France, y del programa Sendas de Desarrollo Sostenible para Países de Ingresos Medios en el Marco de la Agenda 2030, para el Desarrollo Sostenible en América Latina y el Caribe, ejecutado por la CEPAL en conjunto con la Deutsche Gesellschaft für Internationale Zusammenarbeit (GIZ) y financiado por el Ministerio Federal de Cooperación Económica y Desarrollo de Alemania (BMZ).

Las opiniones expresadas en este documento, que no ha sido sometido a revisión editorial, son de exclusiva responsabilidad de los autores y pueden no coincidir con las de la Organización.

Publicación de las Naciones Unidas  
LC/TS.2020/111  
Distribución: L  
Copyright © Naciones Unidas, 2020  
Todos los derechos reservados  
Impreso en Naciones Unidas, Santiago  
S.20-00375

Esta publicación debe citarse como: R. Van der Borght, A. Cruz-Rodríguez y J.E. Alatorre, "Cambio climático y adaptación basada en la naturaleza: el potencial de la cobertura boscosa para reducir el impacto económico de las inundaciones en la República Dominicana", *Documentos de Proyectos* (LC/TS.2020/111), Santiago, Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), 2020.

La autorización para reproducir total o parcialmente esta obra debe solicitarse a la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), División de Publicaciones y Servicios Web, publicaciones.cepal@un.org. Los Estados Miembros de las Naciones Unidas y sus instituciones gubernamentales pueden reproducir esta obra sin autorización previa. Solo se les solicita que mencionen la fuente e informen a la CEPAL de tal reproducción.

## Índice

<b>Resumen</b> .....	5
<b>Introducción y contexto</b> .....	7
<b>I. Metodología del análisis y revisión de la literatura existente</b> .....	9
<b>II. Descripción y fuente de datos</b> .....	11
A. Las lluvias y las lluvias extremas .....	11
B. Las luces nocturnas y la actividad económica local .....	13
C. La cobertura boscosa y el Índice Mejorado de Vegetación (EVI) .....	15
<b>III. El impacto de las lluvias extremas en la actividad económica</b> .....	17
A. La cobertura boscosa reduce el impacto económico de las lluvias extremas .....	19
1. Simulación contrafactual .....	22
<b>IV. Conclusión y consideraciones para las políticas públicas</b> .....	25
<b>Bibliografía</b> .....	27
<b>Anexos</b> .....	29
Anexo 1 Data complementaria e ilustración de las imágenes satelitales.....	30
Anexo 2 Detalle estadístico del análisis econométrico .....	34
<b>Cuadros</b>	
Cuadro 1 Resumen estadístico de las variables de interés a nivel de píxel, junio 2016- diciembre 2017 .....	15
Cuadro 2 Resultados de las regresiones, junio 2016-diciembre 2017 .....	18
Cuadro 3 Resultados de las regresiones, junio 2016-diciembre 2017 .....	19
Cuadro A1 Resultados de la regresión en la ecuación (1) .....	32
Cuadro A2 Regresión del IMAE en los NTL mensuales .....	32
Cuadro A3 Pruebas de robustez de la relación NTL – Lluvias extremas .....	36

**Gráficos**

Gráfico 1	Lluvias extremas por píxel en República Dominicana, junio 2016 - diciembre 2017 .....	12
Gráfico 2	PIB Trimestral VS Luces nocturnas abril 2012 - septiembre 2019 .....	14
Gráfico 3	PIB Trimestral VS PIB predicho en base a las luces nocturnas .....	14
Gráfico 4	Coeficientes de vulnerabilidad e impacto de las lluvias extremas en las luces nocturnas por nivel de cobertura boscosa.....	20
Gráfico 5	Reducción promedio de los NTL por los eventos de lluvias extremas en zonas protegidas VS zonas no-protegidas, junio 2016- diciembre 2017 .....	22
Gráfico 6	Simulación de las pérdidas por lluvias extremas con todo el país en zonas protegidas (azul) VS todo el país en zonas no-protegidas (rojo), junio 2016- diciembre 2017 .....	23
Gráfico A1	Lluvias diarias (arriba) y mensuales (abajo) en todo el territorio nacional, junio 2016-diciembre 2017 .....	31
Gráfico A2	IMAE predicho VS IMAE actual en RD.....	33
Gráfico A3	Ilustración del corte de la serie EVI en dos (izquierda) y tres grupos (derecha) .....	34
Gráfico A4	Distribución de las lluvias extremas (arriba) y NTL (abajo) de acuerdo a los dos subgrupos con un EVI superior/ inferior a la mediana .....	35

**Mapas**

Mapa 1	Una imagen aleatoria de luces nocturnas mensuales en República Dominicana .....	13
Mapa A1	Días aleatorios de lluvias en República Dominicana por CMORPH .....	30
Mapa A2	Una imagen aleatoria del EVI mensual en República Dominicana .....	31

## Resumen

Este estudio evalúa en qué medida la cobertura boscosa puede reducir el impacto de las lluvias extremas en la actividad económica. Para esos fines, construimos un panel de datos usando observaciones de la tierra provenientes de imágenes satélites. La actividad económica local es medida a través de la intensidad de las luces nocturnas y las lluvias extremas son caracterizadas usando series de lluvias diarias con alta resolución espacial. Finalmente evaluamos y mapeamos la cobertura boscosa usando el Índice Mejorado de Vegetación. Nuestros resultados muestran que las lluvias extremas del 2016-2017 tuvieron un impacto significativo, aunque negativo, en la actividad económica. También evidenciamos cómo el nivel de cobertura boscosa condiciona este impacto: en las zonas con baja cobertura boscosa, el impacto acumulado de las lluvias extremas ha reducido las luces nocturnas un -2.3% al mes en promedio. En cambio, en las zonas con alto nivel de cobertura boscosa, el impacto económico de las lluvias extremas tiende a desaparecer y no es estadísticamente significativo. Nuestra simulación contrafactual concluye que, con un nivel de cobertura boscosa alto en todo el país, se hubiese reducido en un 70% el impacto económico de las lluvias extremas del 2016-2017.





## Introducción y contexto

Entre 2016 y 2017 la República Dominicana (RD) fue impactada por varios eventos de lluvias extremas que afectaron gran parte del territorio nacional. En los meses de octubre y noviembre 2016, se registraron importantes niveles de lluvias en el norte del país debidos al paso cercano del Huracán Matthew y a la influencia de varias ondas tropicales y vaguadas. El acumulado de lluvias durante los primeros 15 días del mes de octubre superó los 800 milímetros (mm) en Puerto Plata y numerosas provincias de la región norte experimentaron lluvias casi continuas durante varias semanas<sup>1</sup>. En abril 2017, el sur del país también fue impactado por importantes lluvias con, por ejemplo, niveles de casi 400 mm en 24 horas en la provincia de Barahona y lluvias torrenciales más localizadas en las provincias de San Cristóbal y Santo Domingo. Finalmente, en septiembre 2007, los huracanes Irma y María se aproximaron a la isla, descargando altos niveles de lluvias a lo largo de la costa norte. Se registraron más de 500 mm en 48 horas en la zona de Hato Mayor y más de 150 mm en varias localidades del norte-noreste del país. Producto de estas repetidas lluvias extremas y de las condiciones de vulnerabilidad que se presentan en el territorio, las inundaciones generaron pérdidas directas estimadas en más de US\$ 1,000 millones, equivalente al 1.5% del PIB del 2016 y casi el 8% del gasto público (MEPyD, 2018).

El cambio climático ya está alterando los regímenes de lluvias y la evidencia científica nos indica que estos efectos seguirán agudizándose en los próximos años. En el marco de la Tercera Comunicación Nacional de Cambio Climático (TCNCC, 2018), se realizó un análisis estadístico de los registros climáticos históricos del periodo 1984-2013 proveniente de las 12 estaciones meteorológicas a cargo de la ONAMET. Los resultados indican que, en las últimas dos décadas, entre los meses de mayo a octubre, se presentó una mayor ocurrencia de eventos de lluvias extremas de entre 20% y 30%. Adicionalmente, los escenarios de clima futuro indican que, aunque la precipitación total anual disminuirá sustancialmente, el inicio de la temporada de lluvias podría presentar un aumento súbito en la lluvia total acumulada<sup>2</sup>. Existe coincidencia en los resultados de los modelos que presentan incrementos de más del 100% en esas lluvias para el 2050. Este resultado

---

<sup>1</sup> Los datos de lluvias reportados en este párrafo provienen de la Oficina Nacional de Meteorología (ONAMET).

<sup>2</sup> En el escenario RCP 8.5 se prevé que la precipitación total anual hacia el 2050 disminuirá un 15 % al promediarla en todo el territorio nacional en comparación con los valores históricos de 1961-1990 de la base de datos de WorldClim Versión 1. Para estos pronósticos se aplicaron 8 Modelos de Clima Global para el territorio nacional, usando las pautas metodológicas establecidas en el Quinto Informe del IPCC (AR5). Ver CATHALAC, 2015 para más información.

es coherente con la ocurrencia de un ciclo diurno más intensificado con mayor capacidad para presentar eventos extremos de lluvias y, con ello, una mayor propensión a inundaciones.

Ante esta realidad, las políticas públicas tienen que fomentar estrategias de desarrollo que permitan enfrentar fenómenos de lluvias extremas más frecuentes e intensos. Mediante la identificación y análisis de las opciones de gestión financiera del riesgo de desastres, el Ministerio de Economía Planificación y Desarrollo (MEPyD) ya ha tomado los primeros pasos para mejorar la administración de los riesgos fiscales asociados a estos eventos (MEPyD y Banco Mundial, 2015). Sin embargo, al combinarse con factores como la deforestación, la insuficiente planificación urbana o la vulnerabilidad social, estas nuevas tendencias de lluvias extremas exacerbaban las pérdidas potenciales por inundaciones. Sin medidas para incrementar la resiliencia del país, estos fenómenos climáticos hacen peligrar la consecución de las metas establecidas en la Estrategia Nacional de Desarrollo 2030 y dificultan el camino hacia un desarrollo más sostenible.

Con el fin de promover un desarrollo más sostenible, este análisis usa las lluvias extremas de 2016-2017 como caso de estudio para identificar soluciones basadas en la naturaleza que contribuyan a disminuir la vulnerabilidad del país ante inundaciones. Más específicamente, el estudio propone una metodología innovadora basada en Observaciones de la Tierra (i.e. Earth Observations) provenientes de imágenes satelitales para evidenciar cómo la cobertura boscosa actúa como protector natural en caso de lluvias extremas, contribuyendo así a reducir su impacto económico. Cuantificar el papel de la cobertura boscosa en la reducción de impacto de las inundaciones también ilustra las oportunidades económicas asociadas a una política pública de conservación y/o restauración de la cobertura boscosa: además de proteger el capital natural y la biodiversidad, este tipo de acciones facilita la adaptación al cambio climático mediante una reducción de la vulnerabilidad a inundaciones y, a la vez, la mitigación del cambio climático a través de una mayor secuestro del carbono en los suelos.

A continuación, el estudio está organizado como sigue: la sección 2 presenta una breve revisión de la literatura existente y profundiza algunos de los aspectos metodológicos para la evaluación del impacto económico de las inundaciones. La sección 3 presenta las fuentes de datos usados, detallando qué tipo de Observaciones de la Tierra y satélites se usaron. Las secciones 4 y 5 detallan el modelo econométrico estimado y discuten los resultados, mientras que la sección 6 conduce una simulación en la que se estima, en términos monetarios, el nivel de protección ofrecido por la cobertura boscosa. La sección 7 concluye y plantea consideraciones para la política pública.

## I. Metodología del análisis y revisión de la literatura existente

Analizar el impacto económico de las lluvias extremas de 2016-2017 requiere superar dos problemas tradicionales identificados por la literatura sobre el impacto económico de los desastres: i) la selección de variables pertinentes y exógenas para caracterizar la intensidad de nuestras inundaciones y ii) la adopción de una medida de actividad económica espacialmente desagregada para captar los impactos locales de estas inundaciones.

La literatura sobre el impacto económico de los desastres tradicionalmente ha recurrido a una ecuación que utiliza datos ex-post sobre los daños económicos y/o humanos provocados por los desastres como principal variable independiente y alguna medida del desarrollo económico como variable dependiente. Sin embargo, este enfoque es problemático, ya que los datos sobre el impacto de los desastres son, por esencia, una variable endógena: los daños humanos y económicos asociados a fenómenos naturales son funciones de los niveles de vulnerabilidad de la zona afectada que, a su vez, dependen del nivel de desarrollo económico de esas mismas zonas (De Oliveira, 2019; Hallegatte et al, 2007). Aunque algunos autores sostienen que esta causalidad inversa no es un problema porque el crecimiento económico sólo podría reducir la vulnerabilidad a largo plazo (Noy, 2009; Raddatz, 2009; Loayza, 2012), es muy probable que el uso de este tipo de datos ex-post introduzca un sesgo por variables omitidas y errores de medidas. Por lo anterior, en este estudio se usarán las características físicas de las lluvias extremas (ver sección siguiente para la definición de lluvias extremas) para caracterizar la intensidad de las inundaciones.

Por otro lado, los impactos de las lluvias extremas del 2016-2017 fueron intrínsecamente locales. Las inundaciones se circunscribieron a algunas provincias del país y presentaron una considerable heterogeneidad espacial. En este contexto, usar medidas de actividad económica agregadas a nivel nacional puede inducir un “sesgo de agregación” que subestima o incluso hace desaparecer el impacto que los desastres pueden tener en la actividad económica local (Strobl, 2011). Dicho de otra forma, es poco probable que se pueda captar correctamente el impacto de un fenómeno local como las inundaciones del 2016-2017 usando medidas nacionales como el PIB del país.

Para enfrentar estos problemas, este estudio plantea una metodología alternativa: usar las imágenes satelitales de luces nocturnas como un proxy para la actividad económica local. Las luces nocturnas (NTL por sus siglas en inglés) captadas a través de imágenes de satélite han sido

identificadas como un excelente proxy para distribuir espacialmente los asentamientos humanos y la intensidad de algunas actividades humanas (Elvidge et al., 1999, 2009). Desde los trabajos de Chen y Nordhaus en 2011 y Henderson, Storeygard y Weil (2011, 2012), los economistas utilizan ampliamente estas imágenes satelitales para aproximar el nivel de actividad económica en un área geográfica determinada. En años más recientes, varios análisis innovadores han evaluado el impacto económico de los huracanes mediante estos NTL (Elliott et al, 2015; Mohan y Strobl, 2017; Ishizawa et al, 2017; Del Valle et al, 2018 y 2020). Basándonos en esta literatura, adaptamos aquí la metodología usada para huracanes con el fin de medir el impacto de las lluvias extremas sobre la actividad económica local medida mediante las luces nocturnas.

Adicionalmente, existe una amplia literatura científica proveniente del campo de la hidrología que demuestra cómo los suelos con alta cobertura boscosa se asocian con mejores propiedades hidráulicas, una menor escorrentía superficial y, por lo tanto, un riesgo de inundaciones reducido (Chandler et al., 2018; Emma et al., 2019; Iacob et al., 2017; Lunka and Patil, 2016). El fenómeno físico puede ser esquematizado de la siguiente manera: la erosión y/o degradación del suelo provoca mala absorción del agua en el suelo. Además, a través de la erosión, el suelo es arrastrado y contribuye a la sedimentación de los ríos, reduciendo así su capacidad de flujo y exacerbando aún más el riesgo de inundaciones. Por lo contrario, las raíces de los árboles proporcionan canales por los que el agua fluye profundamente en el suelo. El suelo se convierte así en un depósito que absorbe el agua cuando llueve y que la libera lentamente cuando no llueve. Las raíces y los hongos asociados a una importante cobertura boscosa también ayudan a mantener el suelo unido. Estos ecosistemas son más propicios a la formación de materia orgánica del suelo, mejorando así la estructura del suelo y facilitando la absorción y drenaje. Finalmente, la cobertura boscosa actúa para proteger el suelo de los vientos y limitar la erosión. En combinación, estos factores reducen la escorrentía, al menos hasta que el suelo se sature, y limitan las inundaciones. El efecto de la cobertura boscosa ha sido cuantificado en varios análisis y Marshall et al. (2014), por ejemplo, encuentran que la replantación de árboles reduce la densidad aparente del suelo cercano y permite aumentar la velocidad a la que el suelo absorbe el agua en 67 veces. Otro trabajo de investigación llevado a cabo por el Flood Risk Management Research Consortium de Inglaterra (FRMC, 2018) estima que la reforestación de la cuenca estudiada reduciría los picos de las inundaciones río abajo en alrededor del 50%. Partiendo de esta base científica, este estudio analiza cómo, en el contexto dominicano, la cobertura boscosa permite reducir el impacto de las lluvias extremas en la actividad económica.

Es importante aclarar que nos concentramos aquí sobre el impacto económico de las inundaciones del 2016-2017 y no sobre las pérdidas físicas provocadas por las mismas. Este estudio no calcula las pérdidas por infraestructura dañada o afectada por las lluvias, sino que busca cuantificar el efecto de las lluvias extremas sobre la producción agregada<sup>3</sup>. Al usar este tipo de medidas estamos captando un impacto sobre el flujo de la producción y no un impacto en términos de destrucción de activos físicos o impacto al stock de capital. Por ello, los resultados de este análisis no tienen que ser comparados a la evaluación llevada a cabo en MEPyD, 2018, sino que representan un esfuerzo complementario destinado a ampliar el entendimiento del impacto de las inundaciones.

---

<sup>3</sup> A modo de ejemplo podríamos decir que no calculamos el precio que cuesta reponer un poste de luz caído o dañado, sino que usamos la disminución de la intensidad luminosa nocturna que resulta de esta afectación para aproximar el impacto en términos de producción agregada.

## II. Descripción y fuente de datos

En los últimos años, la generación y difusión de Observaciones de la Tierra<sup>4</sup> ha aumentado considerablemente, impulsando toda una serie de nuevas aplicaciones. Esta nueva fuente de información ha demostrado ser particularmente útil para captar el estado y los cambios del uso de suelos y de los ecosistemas. Mediante mediciones recurrentes y georreferenciadas, las Observaciones de la Tierra aportan datos empíricos muy valiosos a la hora de examinar temas de desarrollo sostenible. Aprovechando estos avances, este análisis recurre a Observaciones de la Tierra captadas mediante satélites operados por la Administración Nacional Oceánica y Atmosférica de Estados Unidos (NOAA – National Oceanic and Atmosphere Administration). Estas imágenes están libremente disponibles en internet. A continuación, se presenta los tres tipos de datos usados en este estudio: i) los datos de lluvias y los de lluvias extremas, ii) los datos de luces nocturna y de actividad económica y, finalmente, iii) los datos de cobertura boscosa.

### A. Las lluvias y las lluvias extremas

Los datos de lluvias provienen del producto CMORPH (i.e. CPC MORPHing technique) de la NOAA. CMORPH produce análisis de precipitaciones globales con una resolución espacial y temporal muy alta basándose en las estimaciones de precipitaciones obtenidas por al menos 4 satélites de órbita baja<sup>5</sup>. La resolución que seleccionamos para nuestro análisis es de  $0.25^\circ \times 0.25^\circ$  (aproximadamente 27-28km) y de un dato por día. Esto significa que, para la República Dominicana, tenemos casi unos 100 pixeles que contienen cada uno un dato de lluvia diario para los 578 días que abarca nuestro análisis (i.e. junio 2016-diciembre 2017). A modo de ilustración, el anexo 1 incluye algunos días aleatorios captados por el CMORPH y revela cómo, a nivel nacional, los meses de octubre y septiembre 2017 fueron efectivamente los que registraron los niveles de lluvia más alto.

Sin embargo, el nivel absoluto de lluvias nacionales no constituye un buen indicador de la propensión a inundaciones. Por ello, decidimos construir un índice de lluvias extremas que reflejara

---

<sup>4</sup> Las observaciones de la Tierra (o *Earth Observations* en inglés) pueden definirse como la recopilación de información sobre los sistemas físicos y biológicos del planeta mediante imágenes de satélite y tecnologías de teledetección remota.

<sup>5</sup> Actualmente CMORPH incorpora las estimaciones de precipitación derivadas de las microondas pasivas a bordo de los siguientes satélites: DMSP 13, 14 y 15 (SSM/I), NOAA-15, 16, 17 y 18 (AMSU-B), y AMSR-E y TMI a bordo de las naves espaciales Aqua y TRMM de la NASA, respectivamente. Para más información y acceso a datos ver: <https://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/janowiak/cmorph.shtml>

mejor la propensión a inundaciones. Este índice de lluvias extremas se construyó analizando las lluvias diarias a nivel de cada píxel o cuadrícula (i.e. a nivel de aproximadamente 27\*27km) y usando la fórmula siguiente:

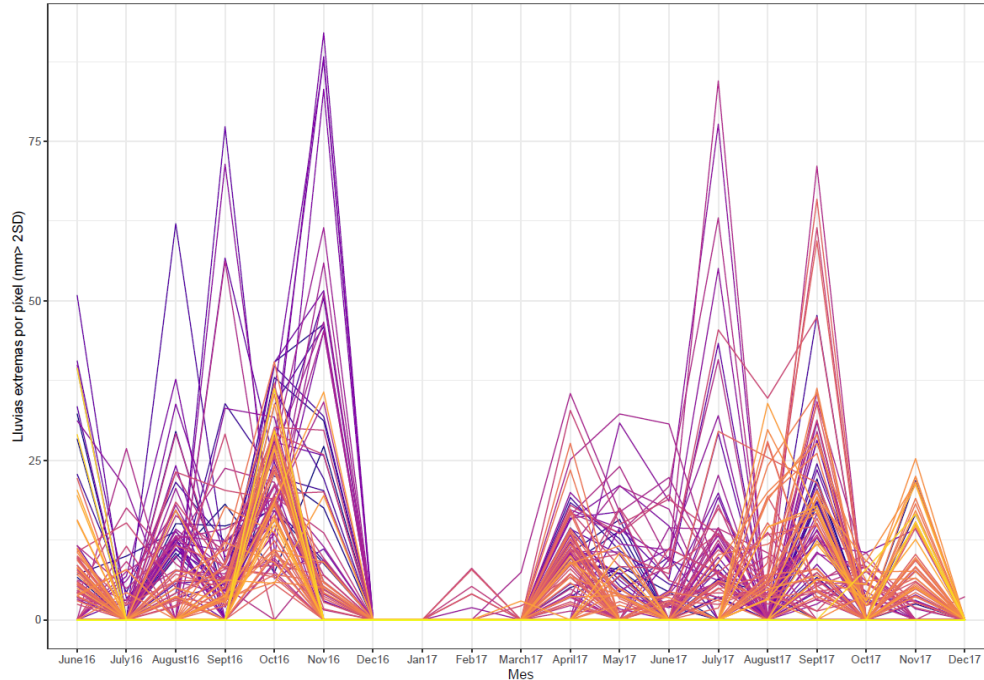
$$\text{Índice lluvias extremas}_{it} = \sum Rain_{it'}$$

$$\text{Con: } Rain_{it'} > 2 * \sigma (Rain_i)$$

Donde Rainit' es el nivel de lluvia del día t' en el píxel i cuando este nivel de lluvia es superior a dos veces la desviación estándar de la lluvia diaria del píxel i.

Para cada píxel se calcula la desviación estándar de las lluvias diarias ( $\sigma$  Rain) y se seleccionan aquellas observaciones con un valor de lluvia diaria superior a dos veces esta desviación estándar. Luego, se suman estas lluvias extremas diarias por mes para obtener un índice de lluvias extremas mensuales para cada píxel. Las lluvias extremas se definen con respecto a la desviación estándar de cada píxel para tomar en cuenta la pluviometría específica de cada territorio. Por otro lado, se suman las lluvias extremas diarias por mes para tomar en cuenta, por lo menos parcialmente, el fenómeno de saturación de los suelos y la propensión a inundación de cada píxel. Es importante puntualizar que este índice de lluvias extremas no pretende ser una fórmula para detectar inundaciones ni un indicador fidedigno para analizar el riesgo de inundaciones. Sin embargo, nos permite captar relativamente bien las observaciones en la cola de la distribución de las lluvias diarias de cada píxel y así identificar ex-post cuáles son los puntos más susceptibles de haber experimentado una inundación (ver gráfico 1).

**Gráfico 1**  
Lluvias extremas por píxel en República Dominicana, junio 2016 - diciembre 2017

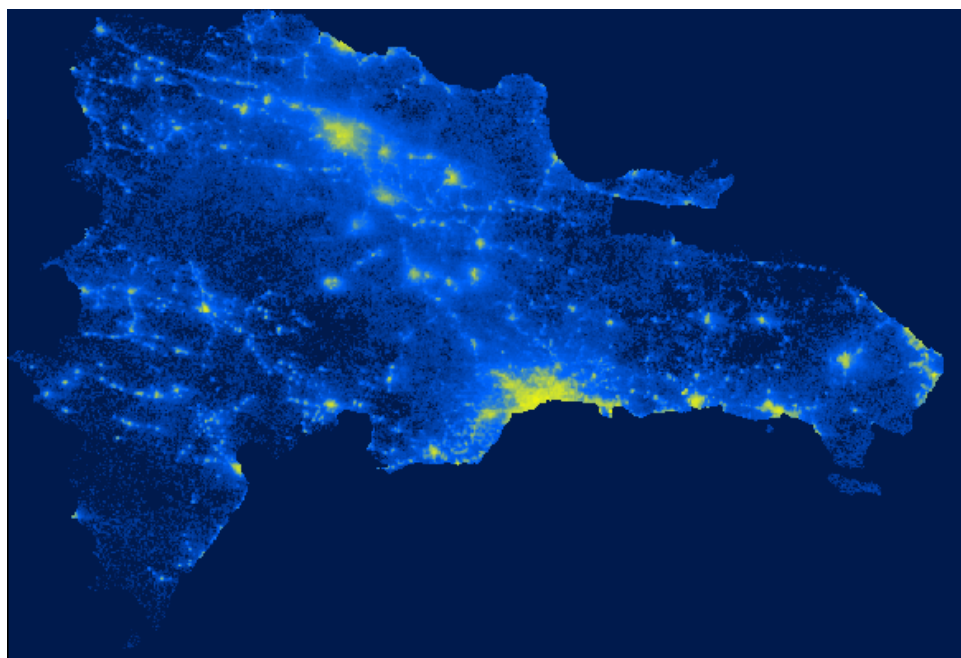


Fuente: Autores en base a CMORPH, NOAA/NCEI.

## B. Las luces nocturnas y la actividad económica local

Para medir la actividad económica local usamos datos de luces nocturnas provenientes del satélite Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) proporcionados por la NOAA/NCEI. Usamos aquí el compuesto mensual del VIIRS que promedia la cantidad de luz humana captada por esos satélites los días donde el nivel de nubosidad lo permite<sup>6</sup>. La resolución espacial de estas imágenes es de 15 arco segundos (equivalentes a píxeles de un poco más de 1\*1km) y se ilustra un mes aleatorio de estas imágenes satélites para República Dominicana en el mapa 1<sup>7</sup>.

**Mapa 1**  
Una imagen aleatoria de luces nocturnas mensuales en República Dominicana



Fuente: Autores en base a VIIRS, NOAA/NCEI.

Estas luces nocturnas constituyen un proxy muy poderoso para la actividad económica: se espera que el consumo de luces nocturnas aumente conforme va incrementando el ingreso. Con el fin de ilustrar esta relación para RD, el gráfico 2 relaciona el PIB trimestral en volumen y el promedio trimestral de las luces nocturnas mensuales. Observamos que existe una relación claramente positiva y una asociación muy fuerte entre ambos datos. Para analizar estadísticamente esta relación y obtener un factor de conversión entre luces nocturnas y PIB, estimamos la ecuación siguiente:

$$(1) \quad PIB_t = \alpha + \beta NTL_t + \varepsilon_t$$

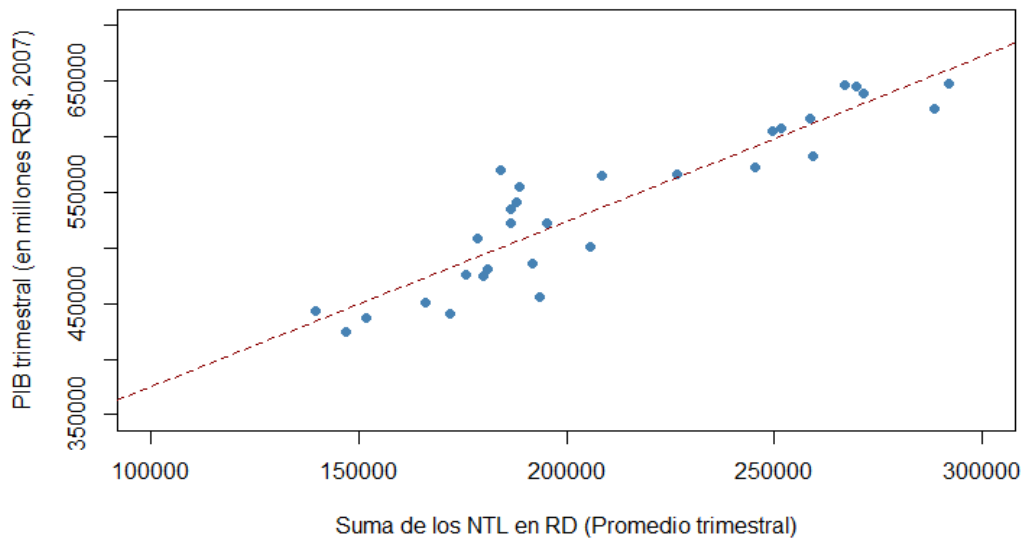
Donde el suscripto t corresponde a un trimestre, PIB es el PIB en volumen, NTL es el promedio trimestral de las luces nocturnas mensuales y épsilon es el termino de error. Estimamos esta relación con MCO y errores estándares robustos. El coeficiente  $\beta$  es estimado en 1.48 con un error estándar de 0.09, sugiriendo una relación positiva y altamente significativa entre las dos variables. El poder

<sup>6</sup> La información detallada y los archivos de NTL están disponibles en la siguiente página: [https://ngdc.noaa.gov/eog/viirs/download\\_dnb\\_composites.html](https://ngdc.noaa.gov/eog/viirs/download_dnb_composites.html).

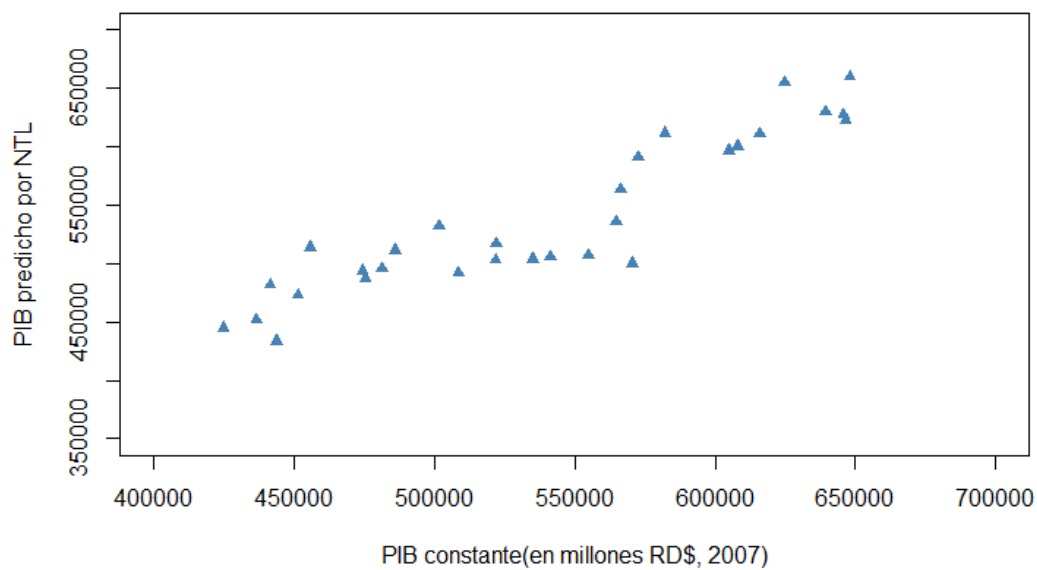
<sup>7</sup> Para fines de nuestro análisis econométrico, usamos los NTL con la misma resolución espacial que los datos de lluvia (i.e. 0. 25° \* 0. 25°).

explicativo de nuestra especificación es muy alto (con un R2 de más de 0.84). Cabe señalar que no pretendemos aquí establecer una relación causal entre variables, sino que buscamos sencillamente un factor de conversión entre ellas. Para asegurarnos de que este modelo permita obtener un factor de conversión robusto entre PIB y NTL, graficamos el PIB trimestral contra el PIB predicho por nuestra regresión lineal (ver gráfico 3). Como puede ser observado, a pesar de algunos puntos atípicos, el ajuste es bastante bueno y capta con buen acierto la serie del PIB<sup>8</sup>.

**Gráfico 2**  
**PIB Trimestral VS Luces nocturnas abril 2012 - septiembre 2019**



**Gráfico 3**  
**PIB Trimestral VS PIB predicho en base a las luces nocturnas**



Fuente: Autores en base a VIIRS, NOAA/NCEI y Banco Central de la República Dominicana.

<sup>8</sup> También regresamos el IMAE contra los NTL mensuales con resultados casi iguales: el coeficiente estimado es de 1.42 y el R2 de 0.79. Ver resultados de la regresión en anexo 2.



## C. La cobertura boscosa y el Índice Mejorado de Vegetación (EVI)

Finalmente, nos interesa conocer cómo ha ido evolucionando la cobertura boscosa para aproximar la capacidad de absorción de agua de los suelos y así evaluar en qué medida la cobertura boscosa puede efectivamente jugar el papel de protección natural en caso de inundaciones. Para esos fines usamos el índice de vegetación mejorado (EVI por sus siglas en inglés) proporcionado por el satélite MODIS. En diciembre de 1999, la NASA lanzó la nave espacial Terra, la nave insignia del programa del Sistema de Observación de la Tierra de la agencia. A bordo de Terra vuela un sensor llamado MODIS que es ahora ampliamente usado por la comunidad científica para medir el crecimiento de las plantas o el ritmo de deforestación. Este índice calcula la calidad y cantidad del cubierto vegetal presente en un territorio usando las propiedades físicas de las plantas. Un valor más alto del índice corresponde a mayor cubierto vegetal<sup>9</sup>.

Medimos aquí el cubierto vegetal usando los datos mensuales del EVI de MODIS y, aunque el satélite proporcione una resolución espacial mucho más alta (hasta 250 metros de resolución), usamos aquí un nivel de resolución compatible con nuestros datos de lluvias extremas promediando el valor de cada observación contenido en los píxeles de interés. Cabe destacar que Pensón (2018) ha llevado a cabo un análisis estadístico comprehensivo de este índice para RD en el cuál contrasta el índice con los datos de inventario de bosques disponibles para el país. Su conclusión es que es un *“índice robusto para estimar la tasa de deforestación en el país, uno de los principales indicadores para evaluar el desempeño del cuarto eje de la END 2030”*.

El cuadro 1 ofrece un resumen estadístico de nuestras tres variables de interés a nivel de píxel durante el periodo junio 2016-diciembre 2017<sup>10</sup>. Este periodo y esta escala geográfica son los que se usan a continuación para el análisis econométrico.

**Cuadro 1**  
**Resumen estadístico de las variables de interés a nivel de píxel, junio 2016- diciembre 2017**

	Promedio	Desviación Estándar	Mínimo	Máximo
Luces Nocturnas	2 516,19	5 337,96	0,40	46 390,48
Índice Lluvias Extremas	14,11	13,47	1,18	92,02
Índice Vegetación	4 833,58	942,36	954,45	6 559,05

Fuente: Cálculos propios.

<sup>9</sup> Toda la información sobre este satélite y la data se pueden conseguir en la siguiente página: <https://modis.gsfc.nasa.gov/data/dataproduct/mod13.php>

<sup>10</sup> Removieron las observaciones con un nivel de NTL igual o inferior a 0 y sin lluvias extremas.



### III. El impacto de las lluvias extremas en la actividad económica

El objetivo principal de este análisis es medir el potencial de la cobertura boscosa para reducir el impacto de las lluvias extremas en la actividad económica local medida en términos de luces nocturnas. Para esos fines estimamos un modelo de datos de panel con efectos fijos en el que primero se evalúa el impacto de las lluvias extremas sobre la actividad económica local mediante la siguiente ecuación:

$$(2) \quad \text{Log}(NTL)_{it} = \alpha + \beta_1 \text{Log}(\text{Rain Index})_{it} + \mu_i + \omega_t + \varepsilon_{it}$$

Dónde NTL es la intensidad de las luces nocturnas del píxel  $i$  durante el mes  $t$ , Rain Index es el índice de lluvias extremas del píxel  $i$  durante el mes  $t$ , y  $\varepsilon$  es nuestro término de error<sup>11</sup>. El efecto fijo por píxel  $\mu_i$  permite captar, para cada píxel, efectos inobservados que no varían en el tiempo y que están correlacionados con las lluvias extremas y la actividad económica. Aunque el shock producido por las lluvias extremas es considerado como una variable exógena, se podría argumentar que algunas áreas se ven recurrentemente inundadas, lo cual incentiva los agentes económicos a invertir más en protección a inundaciones y/o no localizar sus actividades económicas en esas zonas. Controlamos por este efecto y, en general, por la heterogeneidad inobservada que no varía en el tiempo mediante el efecto fijo por píxel. También incluimos un efecto fijo mensual omega para captar los cambios en el tiempo que afectan de forma común a todos los píxeles durante el periodo de análisis. Esto incluye por ejemplo cambios de legislación, cambios en la calidad de las imágenes satelitales, o cambios en factores macroeconómicos como la tasa de cambio. Todas las variables están estimadas en logaritmos por lo que se pueden interpretar los coeficientes como cambios porcentuales.

El cuadro 2 reporta los resultados de modelo estimado para el periodo junio 2016-diciembre 2017. La columna 1 presenta los resultados de la especificación en la ecuación (2) y nos indica que el coeficiente del índice de lluvias extremas es negativo y significativamente distinto de 0. El tamaño

<sup>11</sup> Usamos errores estándar robustos agrupados a nivel de píxel (i.e. "clustered robust standard errors") para tomar en cuenta la heteroscedasticidad y autocorrelación en cada píxel.

del coeficiente sugiere que, en promedio, cuando un píxel dado experimenta un alza de un 1% del índice de lluvias extremas, la intensidad de sus luces nocturnas se reduce en un 0.036%. Esto es, el evento promedio de lluvia extrema durante el periodo de análisis (i.e. índice de lluvias extremas = 2.28) se traduce por una reducción del nivel de las luces nocturnas mensuales de un -0.08% ( $2.28 \times -0.036$ ). El nivel máximo del índice de lluvias extremas es de 4.52, lo cual significa una disminución de las luces mensuales de un -0.16%.

Cabe resaltar que, si el impacto marginal de cada evento de lluvias extremas es relativamente bajo, el impacto acumulado del conjunto de lluvias extremas registrado durante junio 2016 y diciembre 2017 es alto. Sumando el producto de nuestro coeficiente  $\beta_1$  por cada evento de lluvias extremas en nuestra base de datos, encontramos que el impacto acumulado de las lluvias extremas disminuye la intensidad de las luces nocturnas mensuales en un 65%, lo cual equivale a un promedio de 3.4% cada mes durante nuestro periodo de análisis. Este resultado es el producto de los 788 eventos de lluvias extremas detectados durante el periodo considerado y es consistente con lo planteado en otros estudios: aunque los impactos marginales de los “pequeños desastres” sean bajos, su alta frecuencia resulta en un impacto acumulado importante que puede significativamente influir la trayectoria de desarrollo de un país.

En la columna 2 exploramos la presencia de un impacto económico duradero de las lluvias extremas, incluyendo nuestro índice de lluvias extremas rezagado. Conforme a lo que se observó en el terreno y en otros estudios de la literatura, no encontramos evidencia de un impacto económico local duradero de las lluvias extremas. Nuestro coeficiente de lluvias extremas se reduce y ya no es estadísticamente significativo y tampoco lo es el coeficiente rezagado. Finalmente, en la columna 3, observamos cómo al incluir nuestra variable dependiente rezagada como variable independiente, el tamaño del coeficiente asociado a lluvias extremas no se modifica sustancialmente. El anexo 2 presenta una tabla con más regresiones en las que se seleccionan diferentes umbrales para nuestro índice de lluvias extremas sin que esto altere nuestras conclusiones o la significatividad de nuestros resultados.

**Cuadro 2**  
**Resultados de las regresiones, junio 2016-diciembre 2017**

	<i>Dependent variable:</i>		
	(1)	Log (NTL)	
		(2)	(3)
Lluvias Extremas Index	-0.036** (0.015)	-0.024 (0.016)	-0.039*** (0.015)
Lag Lluvias Extremas Index		-0.008 (0.019)	
Lag NTL			0.371*** (0.044)
Observations	788	693	693
F Statistic	3.655* (df = 1; 676)	0.698 (df = 2; 581)	60.092*** (df = 2; 581)
<i>Note:</i>		* p<0.1; ** p<0.05; *** p<0.01	

Fuente: Elaboración propia.

Nota: Se incluyeron efectos fijos por píxeles y mes, pero no se reportan en esta tabla. Los errores estándares robustos y agrupados están debajo de los coeficientes en paréntesis

## A. La cobertura boscosa reduce el impacto económico de las lluvias extremas

Analizamos ahora el papel de la cobertura boscosa en esta relación, evaluando si el impacto económico de las lluvias se reduce cuando incrementa la calidad y cantidad de la cobertura boscosa. Basándose en la literatura científica al respecto (Chandler et al.; 2018, Emma et al.; 2019; FRMC, 2018; Marshall et al., 2014), sospechamos que existe una relación no lineal entre el aumento del índice EVI y la reducción del impacto de las lluvias extremas. En este contexto, para analizar la heterogeneidad del impacto económico de las lluvias extremas, retomamos la ecuación (2), agregando ahora un término de interacción basado en el valor del EVI. El modelo que estimamos es el siguiente:

$$(3) \quad \text{Log (NTL)}_{it} = \alpha + \beta_1 \text{Log (Rain Index)}_{it} + \beta_2 [\text{EVI}_{it} * \text{Log (Rain Index)}_{it}] + \mu_i + \omega_t + \varepsilon_{it}$$

cada píxel. En nuestro primer modelo, EVI es una variable dummy con valor 0 si el EVI está por debajo de la mediana o 1 si EVI está por encima de la mediana de la serie (i.e. 4,950). Interactuamos esta variable dummy con nuestro índice de lluvias extremas e incluimos el resultado de esta interacción de acuerdo con lo indicado en la ecuación 2. Para robustecer nuestros resultados, estimamos un segundo modelo en el que se repite este proceso, pero dividiendo esta vez nuestra data en tres cuantiles iguales en base al valor del EVI.

### Los resultados de las estimaciones de estos modelos están reportados en el cuadro 3.

La columna 1 muestra como en el caso de un EVI por encima de la mediana, el término de interacción es positivo y estadísticamente significativo, revelando que el impacto de las lluvias extremas en los NTL se reduce al aumentar el EVI. La columna 2 muestra los mismos resultados cuando dividimos nuestra data en tres cuantiles en base al valor del EVI: la significatividad de los términos de interacción reafirma que el impacto de las lluvias extremas es diferenciado según el valor del EVI. Para ilustrar la diferencia de impacto entre subgrupos, en el gráfico 4 presentamos la estimación de lo que a continuación denominaremos nuestros "coeficientes de vulnerabilidad" (i.e. la suma de  $\beta_1$  y  $\beta_2$  en la ecuación (2) cuando se divide la data en dos subgrupos).

**Cuadro 3**  
Resultados de las regresiones, junio 2016-diciembre 2017

	<i>Dependent variable:</i>	
	Log (NTL)	
	(1)	(2)
Lluvias Extremas Index	-0.050*** (0.016)	-0.001 (0.018)
Lluvias Extremas Zonas Prot.	0.037*** (0.013)	
Lluvias Extremas Zonas No Prot.		-0.047** (0.020)
Lluvias Extremas Zonas Intermed.		-0.045*** (0.014)
Observations	788	788
F Statistic	3.951** (df = 2; 675)	3.429** (df = 3; 674)
<i>Note:</i>	* p<0.1; ** p<0.05; *** p<0.01	

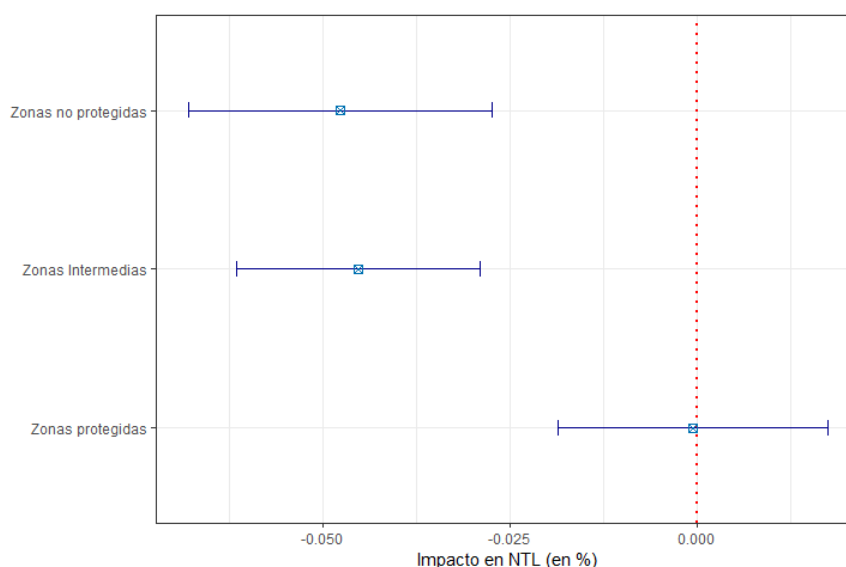
Fuente: Elaboración propia.

Nota: Se incluyeron efectos fijos por pixeles y mes, pero no se reportan en esta tabla. Los errores estándares robustos y agrupados están debajo de los coeficientes en paréntesis.

En el gráfico 4 de arriba, se observan los coeficientes de vulnerabilidad estimados y sus respectivos intervalos de confianza con un nivel del 95% cuando consideramos dos subgrupos divididos por el valor de la mediana del EVI. La línea de arriba representa el impacto en el subgrupo denominado "no protegido", esto es donde el EVI está por debajo de la mediana (i.e. 4 950), mientras que la línea de abajo cuantifica el impacto en zonas protegidas donde el EVI está por encima de la mediana. Los resultados indican que, en zonas no protegidas, el impacto de las lluvias extremas reduce las luces nocturnas: el coeficiente de  $-0.05$  es significativo y sugiere que cuando un píxel "no protegido" experimenta una lluvia extrema promedio (i.e. índice de lluvias extremas = 2,28), las luces nocturnas disminuyen en aproximadamente un  $-0,11\%$ . En cambio, en zonas con un EVI por encima del valor mediano, el coeficiente de vulnerabilidad es pequeño y estadísticamente indiferente de 0, sugiriendo que el impacto de las lluvias extremas en los NTL tiende a desaparecer en este subgrupo<sup>12</sup>. La diferencia entre estos dos coeficientes de vulnerabilidad puede interpretarse como la reducción de impacto que se observa cuando estamos en "zonas protegidas a inundaciones", esto es zonas con un EVI por encima de la mediana. En valor nominal promedio, el coeficiente de vulnerabilidad se reduce en más de un 70% al pasar de una zona no protegida a una zona protegida.

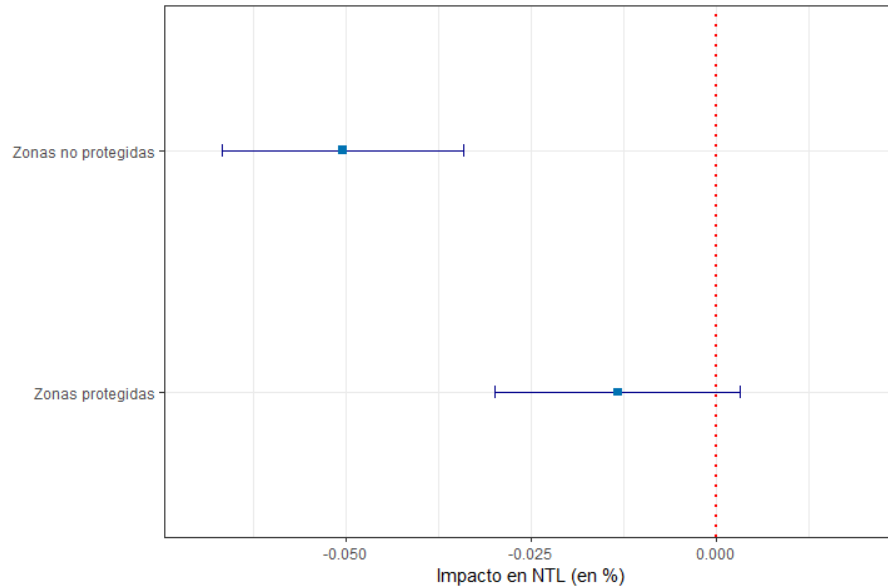
El gráfico 4 de abajo presenta los resultados de la misma forma cuando estimamos el modelo con tres cuantiles en base al valor del EVI. Este modelo es consistente con el anterior y revela cómo el impacto económico de las lluvias extremas va disminuyendo conforme aumenta la cobertura boscosa para pasar a ser estadísticamente indiferente de 0 cuando nos situamos en el último cuantil. Cabe recalcar que la reducción del impacto económico de las lluvias extremas por el aumento del EVI es de una magnitud similar a la del modelo anterior. Sin embargo, este modelo también ilustra otro punto importante: el nivel del EVI intermedio (esto es entre un EVI entre 4,536 y 5,322) no es suficiente para reducir el impacto de las lluvias extremas en la actividad económica. Lo anterior sugiere que para mitigar por completo el impacto económico de las lluvias los 2/3 de las zonas afectadas tienen que mejorar su cobertura boscosa.

**Gráfico 4**  
Coeficientes de vulnerabilidad e impacto de las lluvias extremas en las luces nocturnas por nivel de cobertura boscosa



<sup>12</sup> El anexo 2 incluye una gráfica de densidad de Kernel de la distribución de las luces nocturnas y del índice de lluvias extremas que revela una distribución similar de estas variables entre nuestros dos subgrupos. Esto nos permite descartar el argumento de que la heterogeneidad de los impactos es debido a niveles diferenciados de estas variables en nuestros subgrupos.

Gráfico 4 (conclusión)

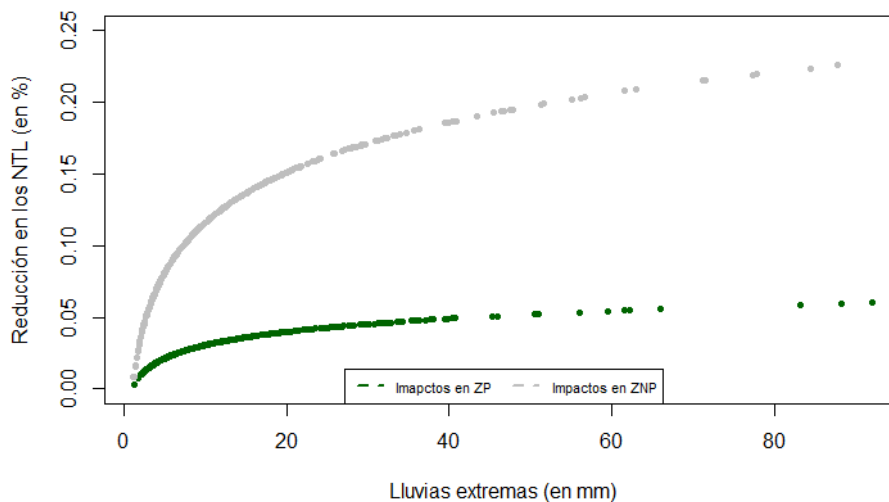


Fuente: Elaboración propia.

Otra forma de ilustrar este resultado es visualizando el impacto marginal de cada evento de lluvia extrema registrado en una zona protegida o en una zona no-protegida. Para esos fines, retomamos nuestro modelo con dos subgrupos (gráfico 4 de arriba) y multiplicamos cada coeficiente de vulnerabilidad estimado por los eventos de lluvias extremas registrado en las respectivas zonas. El gráfico 5 muestra los resultados de estas estimaciones usando valores absolutos de lluvias extremas. Esta gráfica puede interpretarse como la curva de vulnerabilidad de cada zona: nos indica cuál es la relación entre los milímetros de lluvias extremas y el nivel de impacto en los NTL en zonas protegidas (curva verde) y zonas no-protegidas (curva gris)<sup>13</sup>. Estos resultados señalan que en las zonas no protegidas el impacto marginal de los eventos de lluvias extremas máximas puede reducir las luces nocturnas en más de un 0.20%. En su conjunto, los 394 eventos de lluvias extremas detectados en zonas no protegidas reducen un-4,4% las luces mensuales, lo cual equivale a un impacto mensual promedio de un -2.3%.

<sup>13</sup> En estricto rigor la curva verde de esta gráfica no tiene significancia estadística ya que se calculó usando el coeficiente de vulnerabilidad de las zonas protegidas que, como indicamos anteriormente, no es estadísticamente diferente de 0.

**Gráfico 5**  
**Reducción promedio de los NTL por los eventos de lluvias extremas en zonas protegidas**  
**VS zonas no-protegidas, junio 2016- diciembre 2017**



Fuente: Cálculos propios.

### 1. Simulación contrafactual

Con el fin de cuantificar en términos monetarios la protección que ofreció la cobertura boscosa durante las inundaciones de 2016-2017, decidimos llevar a cabo una simulación contrafactual basándonos en nuestro modelo con dos subgrupos. Primero, simulamos el nivel de pérdidas monetarias si todo el país hubiese tenido un nivel de vulnerabilidad similar al de las zonas no protegidas. Contrastamos luego este impacto con el nivel de pérdidas que hubiese resultado de un nivel de protección alto en todo el país (i.e. un EVI por encima de la mediana). El nivel de pérdidas simuladas fue calculado con las ecuaciones siguientes:

$$\text{Pérdidas}_{zp} = (\text{Mean NTL} * \beta_1 \sum_{it} \text{Rain}_{it}) * \beta_{NTL} \quad (4)$$

$$\text{Pérdidas}_{znp} = (\text{Mean NTL} * \beta_{1'} \sum_{it} \text{Rain}_{it}) * \beta_{NTL} \quad (5)$$

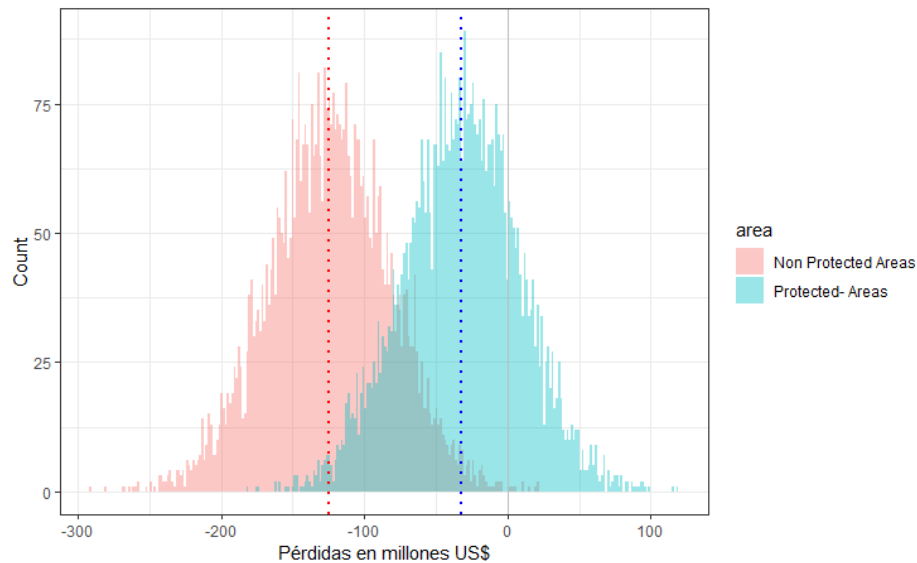
Las pérdidas en la zona no protegida (znp) fueron calculadas multiplicando nuestro coeficiente de “vulnerabilidad alta” en la ecuación (3) (esto es cuando EVI=0) por la suma de los índices de lluvias extremas del periodo. Luego, se infirió el impacto de este “shock climático” en unidades de luces nocturnas usando el NTL promedio. Finalmente, transformamos las pérdidas en términos de unidades de NTL a dólares usando nuestro factor de conversión de NTL a PIB presentado en la ecuación (1). Se repitió el mismo proceso para la zona protegida, pero usando esta vez el coeficiente de vulnerabilidad baja de la ecuación (3) (esto es cuando EVI=1).

Para tomar en cuenta la incertidumbre asociada a los coeficientes de vulnerabilidad de la ecuación (3), así como la incertidumbre asociada a nuestro factor de conversión PIB/NTL, efectuamos una simulación en la que sacamos estos coeficientes de una distribución normal con promedio igual al coeficiente estimado y una desviación estándar igual al error estándar estimado. Repetimos este proceso 5,000 veces.



Los resultados indican que, durante el periodo 2016-2017, las pérdidas económicas hubiesen sido, en promedio, un 70% más bajas si todo el país hubiese tenido un nivel de cobertura boscosa alto, es decir un EVI por encima de 4,950. Esto equivale a unos ahorros potenciales de unos US\$92 millones<sup>14</sup>. Adicionalmente, el T-test de las dos series de pérdidas simuladas nos revela que las medias son significativamente diferentes entre sí. Como lo revela el gráfico 6, la distribución de las pérdidas se mueve consistentemente hacia la derecha y se acerca a 0 cuando estamos en las zonas protegidas.

**Gráfico 6**  
Simulación de las pérdidas por lluvias extremas con todo el país en zonas protegidas (azul)  
VS todo el país en zonas no-protegidas (rojo), junio 2016- diciembre 2017



Fuente: Cálculos propios.

Nota: Las líneas discontinuas indican los promedios respectivos de cada serie.

<sup>14</sup> El monto original es de 2,502 millones de pesos dominicanos (en pesos constantes del 2007). Para transformar los millones de pesos constante del 2007, usamos un deflactor del PIB de 1.694 y una tasa de cambio de 46 DOP por dólar.



## IV. Conclusión y consideraciones para las políticas públicas

En este estudio demostramos que en RD un alto nivel de cobertura boscosa permite reducir significativamente el impacto que provocan las lluvias extremas en la actividad económica. Estos resultados fueron obtenidos usando observaciones de la tierra provenientes de imágenes satelitales. En particular, medimos la actividad económica local mediante las luces nocturnas, caracterizamos la intensidad de las lluvias extremas con series de lluvias diarias con alta resolución espacial y finalmente evaluamos la cobertura boscosa usando el Índice Mejorado de Vegetación (EVI). Con esta data, medimos el impacto de las lluvias extremas en la actividad económica con un modelo de efectos fijos que nos permite controlar por la heterogeneidad inobservada de cada píxel y los cambios comunes a todos los píxeles a lo largo del periodo de análisis. Luego, para analizar en qué medida el impacto de las lluvias extremas puede ser diferenciado en el territorio, introducimos un término de interacción en nuestro modelo y dividimos nuestra data en subgrupos con características de cobertura boscosa diferenciadas.

Nuestros resultados muestran que las lluvias extremas de 2016-2017 impactaron negativamente la actividad económica del país. En conjunto, el impacto acumulado de todas las lluvias extremas detectadas en el periodo ha reducido las luces nocturnas un -3.4% cada mes en promedio. Sin embargo, nuestro análisis revela cómo este impacto económico negativo tiende a desaparecer en las zonas caracterizadas por un nivel alto de cobertura boscosa, sugiriendo que el bosque constituye una protección eficiente para disminuir el impacto de las lluvias extremas en la actividad económica.

Estos resultados son importantes para el diseño y la implementación de las políticas públicas ya que evidencian cómo los esfuerzos de conservación y/o restauración de bosques contribuyen a proteger la actividad económica de las pérdidas e interrupciones provocadas por las inundaciones. Estos beneficios económicos se irán incrementando a medida que los efectos del cambio climático se agudicen, traducándose por lluvias extremas más frecuentes e intensas para República Dominicana. En este sentido, las políticas de conservación y/o restauración del bosque en las principales cuencas hidrográficas del país son de suma importancia para asegurar la sostenibilidad del desarrollo del país en las próximas décadas e ilustran la necesidad de pensar las políticas públicas de forma integral, analizando simultáneamente sus dimensiones económicas, sociales y ambientales.

A la hora de actualizar la Contribución Nacionalmente Determinada (NDC por sus siglas en inglés) y establecer la Estrategia climática a largo plazo del país, este análisis también puede ser usado para estructurar soluciones basadas en la naturaleza. Bajo este escenario, la política pública de conservación y/o restauración de la cobertura boscosa se convierte en una acción integral por la cual, además de la valorizar el patrimonio natural y la biodiversidad del país, se promueve la adaptación al cambio climático mediante una reducción de la vulnerabilidad a inundaciones y, a la vez, se contribuye a la mitigación del cambio climático a través de una mayor captura del carbono en los suelos de las zonas reforestados y/o conservadas.

Finalmente, concluimos señalando que para ser exitosas y duraderas las políticas de conservación y/o reforestación tienen que ser elaboradas de manera participativas y analizando las realidades socioeconómicas y las características físicas y topográficas de las zonas de interés. Por la naturaleza de nuestro análisis, estos factores no están tratados aquí. Sin embargo, son prioritarios para poder identificar y priorizar las zonas de conservación/ reforestación en el país.

## Bibliografía

- Bertinelli, L., Mohan, P., and Strobl, E. (2016). "Hurricane Damage Risk Assessment in the Caribbean: An Analysis using Synthetic Hurricane Events and Nightlight Imagery", *Ecological Economics*, 124, pp. 135-144.
- Beck, M.W., editor, (2014). "Coasts at Risk: An Assessment of Coastal Risks and the Role of Environmental Solutions". A joint publication of United Nations University - Institute for Environment and Human Security (UNU-EHS), The Nature Conservancy (TNC) and the Coastal Resources Center (CRC) at the University of Rhode Island Graduate School of Oceanography.
- Beck, M.W., Losada, I.J., Menéndez, P. et al. (2018). "The global flood protection savings provided by coral reefs". *Nat Commun* 9, 2186 (2018) doi: 10.1038/s41467-018-04568-z.
- CATHALAC. (2015). *Informe Final Simulación Escenarios Climáticos Proyecto Tercera Comunicación Nacional de la República Dominicana*. Agosto, 37 páginas.
- Chen X., Nordhaus William D. (2011). Using luminosity data as a proxy for economic statistics, *Proceedings of the National Academy of Sciences* May 2011, 108 (21) 8589-8594; DOI: 10.1073/pnas.1017031108.
- Chandler K.R., Stevens C.J., Binley A., Keith A.M. (2018). *Influence of tree species and forest land use on soil hydraulic conductivity and implications for surface runoff generation*, *Geoderma*, Volume 310, Pages 120-127, ISSN 0016-7061, <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2017.08.011>.
- De Oliveira, V. (2019). "Natural disasters and economic growth in Northeast Brazil: Evidence from municipal economies of the Ceará State". *Environment and Development Economics*, 24(3), 271-293. doi:10.1017/S1355770X18000517.
- Del Valle, A., Eriksson, M., Ishizawa Escudero, O.A. and Miranda, J.J. (2020). "Mangroves protect coastal economic activity from hurricanes", Alejandro del Valle, Mathilda Eriksson, Oscar A. Ishizawa, Juan Jose Miranda, *Proceedings of the National Academy of Sciences* Jan 2020, 117 (1) 265-270; DOI: 10.1073/pnas.1911617116.
- Del Valle, A., Elliott, R.J.R., Strobl, E. et al. (2018). *EconDisCliCha* 2: 225. <https://doi.org/10.1007/s41885-018-0028-3>.
- Elvidge, C. D., Baugh, K. E., Dietz, J. B., Bland, T., Sutton, P. C., and Kroehl, H.W. (1999). "Radiance calibration of DMSP-OLS lowlight imaging data of human settlements – a new device for portraying the Earth's surface entire", *Remote Sens. Environ.*, 68, 77–88.
- Elvidge, C. D., Ziskin, D., Baugh, K. E., Tuttle, B. T., Ghosh, T., Pack, D. W., Erwin, E. H., and Zhizhin, M. (2009). A Fifteen Year Record of Global Natural Gas Flaring Derived from Satellite Data, *Energies*, 2, 595–622.

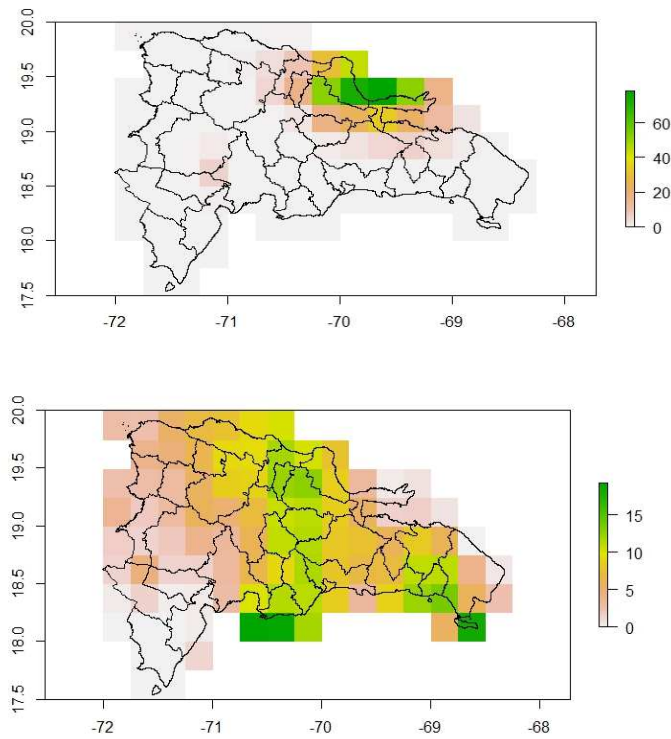
- Emma L. Shuttleworth, Martin G. Evans, Michael Pilkington, Thomas Spencer, Jonathan Walker, David Milledge, Timothy E.H. Allott (2019), Restoration of blanket peat moorland delays stormflow from hillslopes and reduces peak discharge, *Journal of Hydrology X*, Volume 2, 100006, ISSN 2589-9155, <https://doi.org/10.1016/j.hydroa.2018.100006>.
- Enrique Penson Brisindi (2018): "*Un Índice de Vegetación a partir de imágenes satelitales para la República Dominicana*", Ganador del 1er lugar, Concurso de Investigación Social, Vicepresidencia de la Republica Dominicana.
- FRMC (2018). *Impacts of upland land management on flood risk*, Flood Risk Management Research Consortium Research Report UR16, December.
- Hallegatte S., Hourcade JC, Dumas P. (2007). "Why economic dynamics matter in assessing climate change damages: Illustration on extreme events", *Ecological Economics*, Volume 62, Issue 2, Pages 330-340, ISSN 0921-8009, <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2006.06.006>.
- Henderson, J. V., A. Storeygard, and D.N. Weil. (2011). "A Bright Idea for Measuring Economic Growth." *American Economic Review* 101 (3): 194-99.
- \_\_\_\_\_ (2012). "Measuring Economic Growth from Outer Space." *American Economic Review* 102 (2): 994-1028.
- Ishizawa, O., Miranda, J., and Zhang, H. (2017). "Understanding the Impact of Windstorms on Economic Activity from Night-time Lights in Central America", *World Bank Policy Research Working Paper* 8124.
- Lunka, P., and Patil, S. D. (2016). Impact of tree planting configuration and grazing restriction on canopy interception and soil hydrological properties: implications for flood mitigation in silvopastoral systems. *Hydrol. Process.*, 30: 945- 958. doi: 10.1002/hyp.10630.
- Marshall, M.R., Ballard, C.E., Frogbrook, Z.L., Solloway, I., McIntyre, N., Reynolds, B. and Wheeler, H.S. (2014). The impact of rural land management changes on soil hydraulic properties and runoff processes: results from experimental plots in upland UK. *Hydrol. Process.*, 28: 2617-2629. doi:10.1002/hyp.9826.
- MEPyD y Banco Mundial (2015). *Gestión Financiera y Aseguramiento del Riesgo de Desastres en República Dominicana*, The World Bank, 1818 H Street NW, Washington DC.
- MEPyD (2018), *Pérdidas provocadas por los fenómenos naturales entre noviembre 2016 y septiembre 2017*, Cifras preliminares, Tópico de coyuntura 7.
- Oana Iacob, Iain Brown & John Rowan (2017). Natural flood management, land use and climate change trade-offs: the case of Tarland catchment, Scotland, *Hydrological Sciences Journal*, 62:12, 1931-1948, DOI: 10.1080/02626667.2017.1366657.
- Strobl Eric (2011). "The Economic Growth Impact of Hurricanes: Evidence from U.S. Coastal Counties," *The Review of Economics and Statistics*, MIT Press, vol. 93(2), pages 575-589, May.
- TCNCC (2018). *Tercera Comunicación Nacional de República Dominicana para la Convención Marco de Naciones Unidas sobre Cambio Climático*.

## Anexos

## Anexo 1

### Data complementaria e ilustración de las imágenes satelitales

Mapa A1  
Días aleatorios de lluvias en República Dominicana por CMORPH

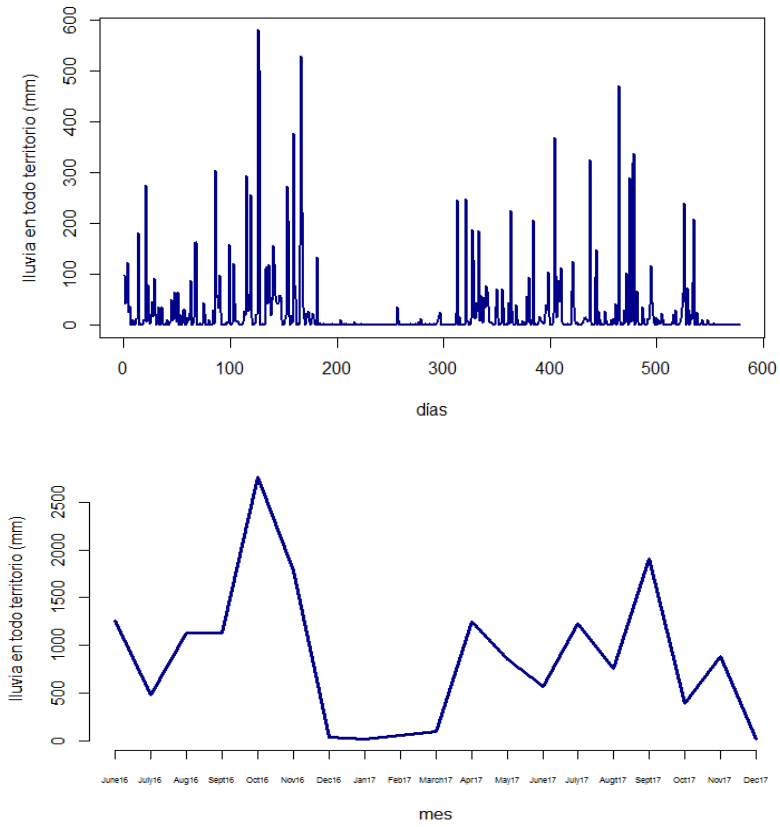


Fuente: Autores en base a CMORPH, NOAA/NCEI.

Nota: Los límites y los nombres que figuran en este mapa no implican su apoyo o aceptación oficial por las Naciones Unidas.

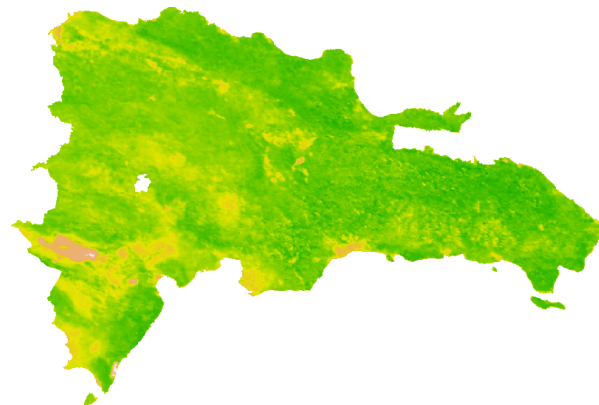


**Gráfico A1**  
**Lluvias diarias (arriba) y mensuales (abajo) en todo el territorio nacional, junio 2016-diciembre 2017**  
*(en milímetros)*



Fuente: Autores en base a CMORPH, NOAA/NCEI.

**Mapa A2**  
**Una imagen aleatoria del EVI mensual en República Dominicana**



Fuente: Autores en base a MODIS, NOAA/NCEI.

**Cuadro A1**  
Resultados de la regresión en la ecuación (1)

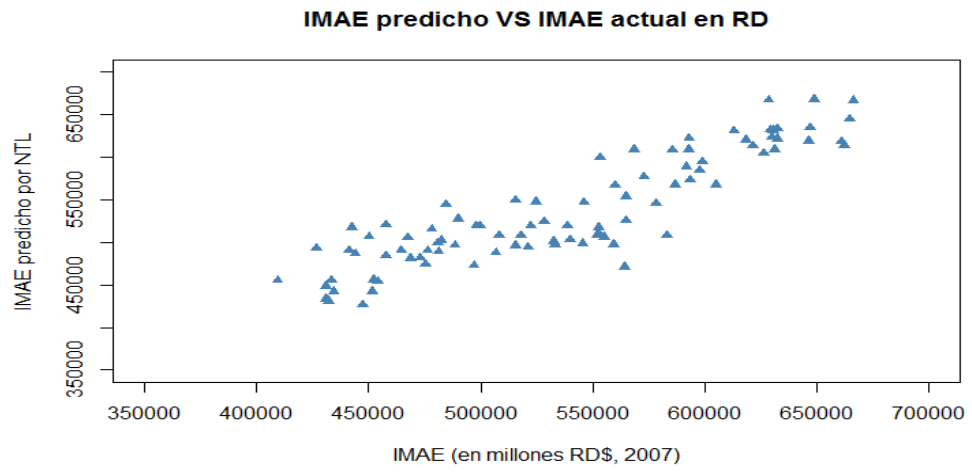
<i>Dependent variable:</i>	
PIB Constante	
NTL	1.485*** (0.095)
Constant	226,434.700*** (22,344.380)
R <sup>2</sup>	0.844
Adjusted R <sup>2</sup>	0.838
Residual Std. Error	28,639.520 (df = 28)
F Statistic	151.209*** (df = 1; 28)
<i>Note:</i>	* p<0.1; ** p<0.05; *** p<0.01

**Cuadro A2**  
Regresión del IMAE en los NTL mensuales

<i>Dependent variable:</i>	
IMAE Volumen	
NTL	1.427*** (0.062)
Constant	238,767.900*** (14,356.410)
Observations	90
R <sup>2</sup>	0.798
Adjusted R <sup>2</sup>	0.796
Residual Std. Error	32,255.600 (df = 88)
F Statistic	347.543*** (df = 1; 88)
<i>Note:</i>	* p<0.1; ** p<0.05; *** p<0.01

Fuente: Elaboración propia.

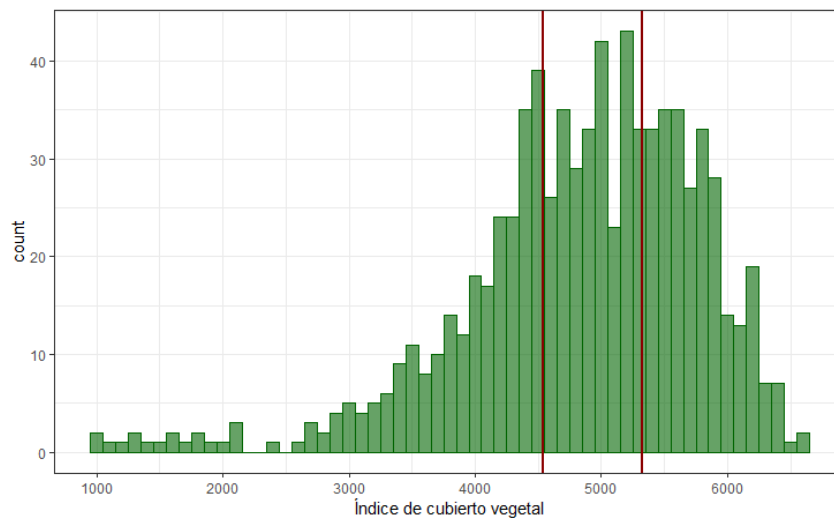
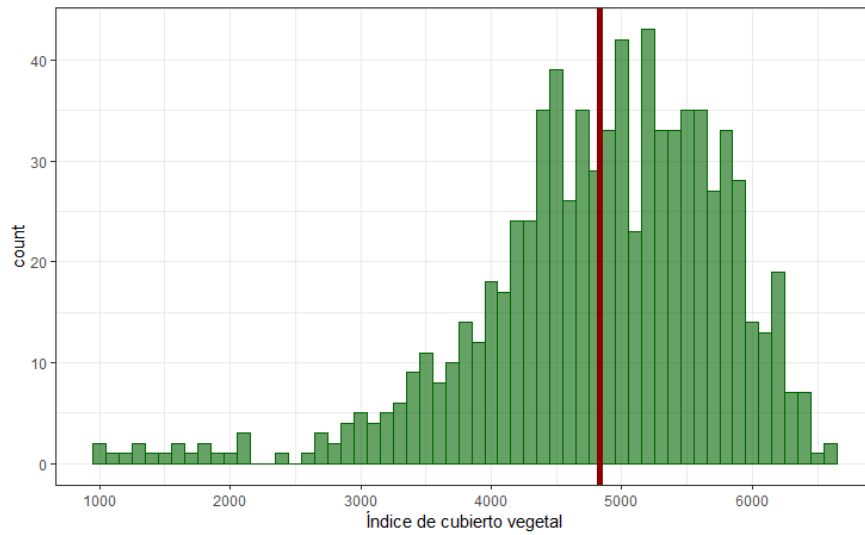
**Gráfico A2**  
**IMAE predicho VS IMAE actual en RD**



Fuente: Elaboración propia.

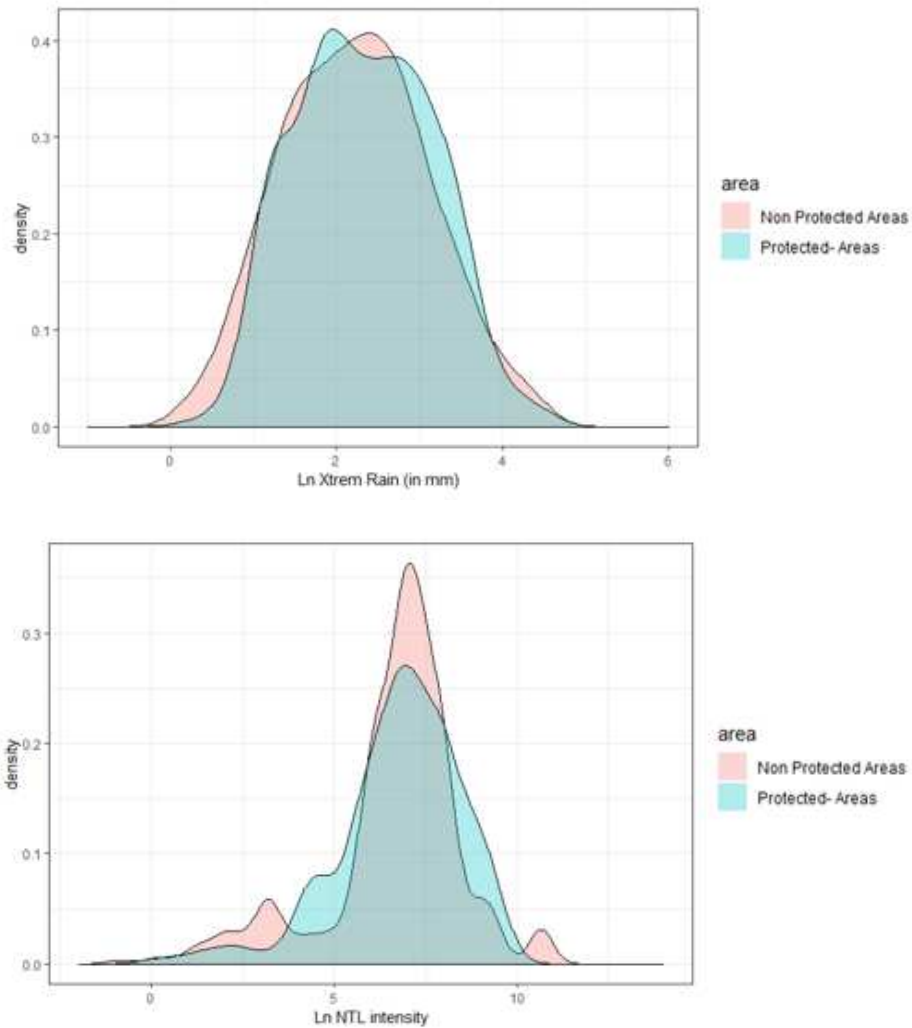
## Anexo 2 Detalle estadístico del análisis econométrico

**Gráfico A3**  
Ilustración del corte de la serie EVI en dos (izquierda) y tres grupos (derecha)



Fuente: Elaboración propia.

**Gráfico A4**  
**Distribución de las lluvias extremas (arriba) y NTL (abajo) de acuerdo a los dos subgrupos con un EVI superior/ inferior a la mediana**



Fuente: Elaboración propia.

La columna 1 presenta los resultados de la ecuación (2) estimada mediante MCO básico y sin efectos fijos. La columna 2 corresponde a la estimación de la misma ecuación con la inclusión de un efecto fijo por píxel (sin efecto fijo temporal). La columna 3 es nuestra estimación de referencia y es reportada junto con la columna 4 y 7 en el texto principal. Las columnas 5 y 6 presentan los resultados usando un umbral diferente para la definición de nuestro indicador de lluvias extremas. La columna 5 usa un umbral de 3 veces la desviación estándar para calcular las lluvias extremas mientras que la columna 6 reporta las estimaciones con las lluvias diarias por encima de una desviación estándar.

**Cuadro A3**  
**Pruebas de robustez de la relación NTL – Lluvias extremas**

	<i>Dependent variable:</i>						
	<i>OLS</i>	<i>log(NTL)</i>			<i>panel</i>	<i>linear</i>	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
log(NTL_1)							0.371*** (0.044)
log(xtrem)	-0.418*** (0.075)	-0.086*** (0.021)	-0.036** (0.015)	-0.024 (0.016)			-0.039*** (0.015)
log(Rain_1)				-0.008 (0.019)			
log(xtremcheck)					-0.010*** (0.004)		
log(rainSD)						-0.036** (0.018)	
Constant	7.660*** (0.173)						
Observations	788	788	788	693	788	788	693
Residual Std. Error	1.754 (df = 786)						
F Statistic	32.490*** (df = 1; 786) 10.872*** (df = 1; 692) 3.655* (df = 1; 676) 0.698 (df = 2; 581) 4.950** (df = 1; 676) 2.873* (df = 1; 676) 60.092*** (df = 2; 581)						
Note:	* p<0.1; ** p<0.05; *** p<0.01						

Fuente: Elaboración propia.

En este estudio, se evalúa en qué medida la cobertura boscosa puede reducir el impacto de las lluvias extremas en la actividad económica. Para ello, se construye un panel de datos a partir de observaciones de la tierra provenientes de imágenes satélites. La actividad económica local se mide a través de la intensidad de las luces nocturnas y las lluvias extremas se caracterizan utilizando series de lluvias diarias con alta resolución espacial. Finalmente, se evalúa y cartografía la cobertura boscosa por medio del índice de vegetación mejorado. Los resultados muestran que las lluvias extremas del período 2016-2017 tuvieron un impacto significativo, aunque negativo, en la actividad económica. El nivel de cobertura boscosa, por su parte, condiciona este impacto: en las zonas con poca cobertura, el impacto acumulado de las lluvias extremas reduce las luces nocturnas un 2,3% al mes en promedio. En cambio, en las zonas con un elevado nivel de cobertura boscosa, el impacto económico de las lluvias extremas tiende a desaparecer y no es estadísticamente significativo. La simulación contrafactual indica que, con un nivel de cobertura alto en todo el país, se hubiese reducido un 70% el impacto económico de las lluvias extremas ocurridas entre 2016 y 2017.