

Desastres naturales y crecimiento económico: evidencia para distritos de Argentina

F.A. Ignacio González (Universidad Nacional del Sur/CONICET)

M. Emma Santos (UNS/CONICET/Universidad de Oxford)

Silvia London (Universidad Nacional del Sur/CONICET)

DOCUMENTO DE TRABAJO 2020-32

Diciembre de 2020

Los documentos de trabajo de la RedNIE se difunden con el propósito de generar comentarios y debate, no habiendo estado sujetos a revisión de pares. Las opiniones expresadas en este trabajo son de los autores y no necesariamente representan las opiniones de la RedNIE o su Comisión Directiva.

The RedNIE working papers are disseminated for the purpose of generating comments and debate, and have not been subjected to peer review. The opinions expressed in this paper are exclusively those of the authors and do not necessarily represent the opinions of the RedNIE or its Board of Directors.

Citar como:

González, F.A. Ignacio, M. Emma Santos, y Silvia London (2020). Desastres naturales y crecimiento económico: evidencia para distritos de Argentina. *Documento de trabajo RedNIE, 2020-32.*

Desastres naturales y crecimiento económico: evidencia para distritos de Argentina

F.A. Ignacio González (Universidad Nacional del Sur/CONICET)

M. Emma Santos (UNS/CONICET/Universidad de Oxford)

Silvia London (Universidad Nacional del Sur/CONICET)

DOCUMENTO DE TRABAJO 2020-32

Diciembre de 2020

Los documentos de trabajo de la RedNIE se difunden con el propósito de generar comentarios y debate, no habiendo estado sujetos a revisión de pares. Las opiniones expresadas en este trabajo son de los autores y no necesariamente representan las opiniones de la RedNIE o su Comisión Directiva.

The RedNIE working papers are disseminated for the purpose of generating comments and debate, and have not been subjected to peer review. The opinions expressed in this paper are exclusively those of the authors and do not necessarily represent the opinions of the RedNIE or its Board of Directors.

Citar como:

González, F.A. Ignacio, M. Emma Santos, y Silvia London (2020). Interest Rate Desastres naturales y crecimiento económico: evidencia para distritos de Argentina. *Documento de trabajo RedNIE, 2020-32.*

Desastres naturales y crecimiento económico: evidencia para distritos de Argentina¹

Fernando Antonio Ignacio González^{1,2}
e-mail: faigonzalez@iess-conicet.gob.ar
Maria Emma Santos^{1,2,3}
Silvia London^{1,2}

¹Instituto de Investigaciones Económicas y Sociales del Sur, UNS-CONICET

²Departamento de Economía, Universidad Nacional del Sur

³Oxford Poverty & Human Development Initiative, Universidad de Oxford

Resumen

Los desastres naturales representan una seria amenaza a nivel global. Este trabajo avanza en la estimación del impacto que los desastres naturales generan sobre el crecimiento económico. En particular, se analiza el caso de los distritos argentinos para el período 1992-2013.

Debido a la falta de datos desagregados de PBI, se utilizan mapas de luminosidad nocturna -como proxy de la actividad económica y el crecimiento- según lo reportado por la Administración Nacional Oceánica y Atmosférica (NOAA). La información sobre desastres proviene de los registros del Sistema de Inventario de Desastres (DesInventar). Se implementa un análisis de regresión considerando un panel de 350 distritos durante más de dos décadas.

Se encuentra que, un desastre natural adicional, ajustado por severidad, se asocia con una reducción del 0.53% en el crecimiento económico en el año de su ocurrencia. Los desastres geofísicos e hidrológicos son los responsables de este efecto negativo. No hay evidencia de efectos persistentes sobre el crecimiento. Los hallazgos son especialmente relevantes considerando que se espera un aumento en la frecuencia e intensidad de los desastres, a futuro, como resultado del cambio climático, y que los países en desarrollo son más vulnerables ante desastres.

Palabras clave: desastres naturales, crecimiento económico, luminosidad nocturna, Argentina

1. Introducción

En los últimos años ha proliferado una creciente literatura interesada en examinar los efectos que la ocurrencia de desastres naturales ocasiona sobre el crecimiento económico de las áreas afectadas. Este es el resultado de la creciente ocurrencia de desastres y sus mayores costos económicos. Los modelos de crecimiento generan predicciones contrapuestas acerca de las potenciales consecuencias de un shock exógeno dado por un desastre natural y la respuesta es, en última instancia, empírica (Cavallo, Galiani, Noy y Pantano, 2013). Al respecto, la evidencia empírica también ha reportado resultados contradictorios que sugieren tanto un menor

¹ Una versión previa de este trabajo fue presentada en el Seminario de Economía del Grupo de Investigación en Dinámica Económica (FCEA-UDELAR) y en la LV Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política.

crecimiento después de un desastre (Noy, 2009; Strobl, 2011; Berlemann y Wenzel, 2016; Klomp y Valckx, 2014; Lazzaroni y van Bergeijk, 2014; FMI, 2018) como un mayor crecimiento (Albala-Bertrand, 1993; Skidmore y Toya, 2002; Porcelli y Trezzi, 2018).

La amplia mayoría de las estimaciones en este tópico tiende a considerar diferencias entre países y en el tiempo al analizar el impacto de grandes desastres. Una menor cantidad de antecedentes explora las diferencias a escala subnacional por provincias o distritos (Strobl, 2011; Anttila-Hughes y Hsiang, 2013; Boustan et al., 2020; Panwar y Sen, 2020). En general, la desagregación subnacional se realiza considerando un pequeño grupo de países para los que se dispone de series de producto bruto interno (PBI) desagregadas que permiten una adecuada estimación del crecimiento económico.

En este tópico la evidencia empírica ha reportado resultados mixtos. En el caso de Estados Unidos, Strobl (2011) reporta, en base a un análisis de regresión, que la ocurrencia de huracanes reduce significativamente el crecimiento de los distritos afectados (-0.45 puntos porcentuales). Resultados similares surgen de Coffman y Noy (2011) al analizar el impacto a largo plazo de un gran huracán en los distritos de Hawai en términos de ingresos y empleo. Sin embargo, Noy y Vu (2010) reportan que aquellos desastres que destruyen más capital y propiedades impulsan la actividad económica a corto plazo (frente a aquellos más letales) para el caso de regiones de Vietnam. Al examinar los distritos de dos provincias brasileñas (Santa Catarina y Ceará), Lima y Barbosa (2018) y Oliveira (2019) coinciden en reportar un efecto negativo y significativo de los desastres sobre el PBI local.

A efectos de la implementación de políticas de prevención, mitigación y reconstrucción, es relevante conocer cuál ha sido el impacto de un desastre en las diferentes áreas de un país y cómo estas se ven periódicamente afectadas por estos eventos (Anees et al., 2020). Esto es especialmente cierto ante la ocurrencia de múltiples desastres de alcance geográfico limitado. Es decir, el impacto económico derivado de la ocurrencia periódica de los diferentes tipos de desastres podría ser insignificante a nivel agregado, pero provocar una amplia reducción en la actividad económica de las áreas directamente afectadas y, por lo tanto, conocer su impacto -a escala desagregada - es relevante para los hacedores de política.

En el contexto argentino, en principio, el análisis anterior no sería factible de ser realizado a nivel subnacional. Si bien el Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INDEC) publica periódicamente estadísticas de PBI para Argentina, la última estimación oficial de PBI por provincias se remonta a 2004 (INDEC, 2005) y no se observan estimaciones para distritos. Algunas consultoras han desarrollado aproximaciones a los PBI provinciales como el Índice Sintético de Actividad Provincial de Muñoz y Asociados (2019) estimado anualmente desde 2004.

Tratando de superar la anterior limitación de falta de datos -frecuente entre países en desarrollo-, se ha propuesto el uso de diversas medidas como proxy del PBI. En particular, una que ha obtenido una amplia difusión es el uso de imágenes satelitales de luminosidad nocturna. Con información digitalizada desde 1992², la Administración Nacional Oceánica y Atmosférica (NOAA) -en el marco del Sistema de Exploración de Líneas Operativas del Programa de Satélites Meteorológicos de Defensa (DMSP/OLS)- publica periódicamente las imágenes de luminosidad nocturna a partir de lo reportado por diferentes satélites.

Lo anterior permite un alto nivel de desagregación espacial, una serie temporal de más de dos décadas, además de reflejar actividades tanto formales como informales, típicamente no incorporadas en las mediciones de PBI. En este sentido, Henderson et al. (2012), Chen y Nordhaus (2011) y Pinkovskiy y Sala-i-Martin (2015) encuentran que la luminosidad nocturna es un buen predictor de la tasa de crecimiento del PBI.

Precisamente porque la luminosidad podría tomarse como un proxy del crecimiento económico, algunos estudios analizan la relación entre los desastres y el crecimiento económico aproximado a partir de registros de luminosidad. En particular, Klomp (2016) encuentra que los desastres climáticos e hidrológicos reducen significativamente la luminosidad nocturna en áreas afectadas de países emergentes; Bertinelli y Strobl (2013) encuentran que los huracanes en el Caribe reducen el crecimiento económico en un 1.5% anual, estimado a partir de los datos de luminosidad. Kohiyama et al. (2004) estiman el impacto de los desastres aproximando el área afectada a partir de la reducción observada de luminosidad inmediatamente después de la ocurrencia del desastre. Lo anterior también es cierto en caso de incendios forestales, aunque en este caso se puede esperar un aumento en la luminosidad nocturna (Elvidge et al., 2001; Kiran Chand et al., 2006; Badarinath et al., 2011).

En este trabajo se busca estimar el efecto que la ocurrencia de desastres naturales genera sobre el crecimiento económico de distritos de Argentina. Dado que no existen series de PBI desagregadas, a partir de los trabajos antes mencionados, se utilizan las imágenes de luminosidad nocturna proporcionadas por NOAA como proxy del crecimiento económico. Para ello se considera el período 1992-2013 (la serie anual se suspendió en 2013). La información de desastres proviene de los registros de DesInventar. A partir de estas fuentes de información se realiza un análisis de regresión a partir de la construcción de un panel de distritos. Los resultados sugieren una significativa reducción del crecimiento económico ante la ocurrencia de un desastre natural adicional (-0.53%) en el año de su ocurrencia.

² La recopilación de datos de luminosidad comenzó en 1970 y se desclasificó en 1972 (se permitió el acceso público). Sin embargo, entre 1972 y 1992 la información solo estuvo disponible para consulta en los registros físicos en la Universidad de Colorado (Elvidge et al., 2001).

Este trabajo es parte de aquella literatura interesada en examinar el impacto de los shocks ambientales sobre los resultados económicos (Dell et al., 2012; Burke et al., 2015; Carleton y Hsiang, 2016; Hsiang et al., 2017)³. En el mejor de nuestro conocimiento, este trabajo agrega valor a esta literatura de tres maneras. Primero, es el primer trabajo que proporciona estimaciones desagregadas, a nivel de distrito, del impacto de los desastres en el crecimiento de Argentina. Segundo, se consideran, además del efecto contemporáneo, los efectos rezagados de los desastres. Esto contribuye a comprender la dinámica temporal de estos shocks y su relación con las predicciones teóricas de los modelos de crecimiento. En tercer lugar, al considerar la distribución completa de los desastres, en lugar de solo analizar los de gran magnitud, este trabajo proporciona nueva evidencia sobre los efectos negativos de los desastres menos severos y de ocurrencia periódica.

En adelante, la sección 2 describe los principales antecedentes en el uso de imágenes de luminosidad. La sección 3 presenta la metodología y fuentes de información utilizadas. La sección 4 presenta los principales resultados y, finalmente, la sección 5 avanza con las conclusiones.

2. Luminosidad nocturna y actividad económica

La utilización de datos de luminosidad nocturna como proxy de la actividad económica a escala nacional o subnacional presenta numerosos antecedentes⁴ (Elvidge *et al.*, 1997; Doll *et al.*, 2000; Sutton y Constanza, 2002). Elvidge et al. (1997) encuentran una elevada correlación entre PBI y luminosidad para un conjunto de 21 países -incluido Argentina- a partir de un análisis de regresión. Doll et al. (2000) y Sutton y Constanza (2002), además de realizar un análisis de regresión (del PBI en función de la luminosidad), estiman el PBI por pixel en el mapa. A su vez, Ebener *et al.* (2005) hallan una elevada correlación entre luminosidad y PBI *per capita*. Resaltan que la luminosidad nocturna permite una buena estimación del PBI y PBI *per cápita* a escala nacional y sub-nacional. Sin embargo, también advierten que la luminosidad podría subestimar el PBI *per cápita* en territorios pequeños y densamente poblados (Mónaco, Singapur, etc.) -dada la saturación en la escala de luminosidad (0-63)-.

En forma más reciente, Henderson et al. (2009; 2012) y Chen y Nordhaus (2011) han realizado aportes acerca de la relación crecimiento del PBI-crecimiento de la luminosidad considerando un amplio panel de países. Henderson *et al.* (2012) argumentan que, a los fines predictivos, resulta relevante conocer cómo cambios en la luminosidad se asocian a cambios en el PBI/ingresos (inversa de la elasticidad de la luminosidad respecto al PBI) y proponen la siguiente ecuación (p 1007):

³ Una revisión detallada puede ser consultada en Dell et al. (2014).

⁴ Con anterioridad otros antecedentes han explorado la relación entre luminosidad nocturna y aspectos como urbanizaciones o consumo de energía (Croft, 1978; Welch, 1980; Foster, 1983).

$$z_j = \widehat{\Psi}x_j + e_j \quad (1)$$

donde z_j es la variación (diferencia logarítmica) del PBI; x_j es la variación (diferencia logarítmica) de la luminosidad nocturna y e_j es el término de error. Al estimar la ecuación anterior obtienen un coeficiente de 0.28. Considerando un grupo más acotado de países e incorporando efectos fijos por país y temporales, Bertinelli y Strobl (2013) obtienen una estimación algo mayor (0.44) (p 1695). Una especificación log-lineal -logaritmo del PBI vs escala de luminosidad sin transformar- es utilizada en Ghosh et al. (2010 p 148) mientras que una especificación log-log -logaritmo del PBI vs logaritmo de la escala de luminosidad- es implementada en Sutton y Constanza (2002 p 512) y Prakash et al. (2019 p 15).

Los mapas de luminosidad también han sido utilizados en otras áreas. Sin pretender lograr exhaustividad algunas de sus aplicaciones son: estimación de población en asentamientos urbanos (Amaral et al., 2006) o de densidad poblacional (Sutton et al., 1997); construcción de mapas de pobreza a escala global (Elvidge et al., 2009a), regional (Noor et al., 2008) o nacional (Wang et al., 2012); detección de embarcaciones pesqueras (Cho et al., 1999) o de incendios forestales (Fuller y Fulk, 2000), entre otros.

La utilización de imágenes de luminosidad nocturna no ha estado exenta de críticas. Por un lado, no solamente la actividad humana produce luminosidad nocturna capaz de ser detectada desde el espacio. Así, incendios forestales o auroras boreales también generan luminosidad. Las nubes, por su parte, reducen la luminosidad detectada por los satélites. En los meses de verano, el día tiene una mayor duración respecto a las demás estaciones. Todo lo anterior tiende a distorsionar las mediciones de luminosidad. Por lo anterior, la NOAA procesa las imágenes y publica una serie de *luminosidad estable promedio libre de nubes*, la cual corrige parcialmente estos problemas.

En el período 1992-2013, un total de 6 satélites han proporcionado imágenes de luminosidad (identificados como F10, F12, F14, F15, F16 y F18) y no existe una calibración oficial de la información proporcionada por estos satélites. Por tanto, los mapas de luminosidad de diferentes satélites no son estrictamente comparables. Tratando de superar esta limitación, se han propuesto varios métodos de calibración (Elvidge et al., 2009b; Li et al., 2012; Li y Zhou, 2017). A su vez, la estimación de un modelo econométrico que incluya efectos fijos temporales permite superar la limitación derivada de esta fuente de heterogeneidad no observada, que varía en el tiempo, pero no entre unidades observacionales. La saturación de la escala de luminosidad (0-63) en determinadas áreas urbanas es otra limitación y que puede tender a subestimar las verdaderas diferencias de luminosidad nocturna (Ghosh et al., 2013) y así reducir la correlación entre ésta y las variables socioeconómicas (Ma et al., 2014).

3. Metodología

3.1 Fuentes de información

En este trabajo se combinan tres fuentes de información. En primer lugar, como proxy de la actividad económica (PBI) y su tasa de crecimiento, se utilizan los registros de luminosidad nocturna elaborados por NOAA (2014) para el período 1992-2013. Estos registros proporcionan una escala de luminosidad (0-63). Para cada píxel del mapa, esta escala varía de 0 (mínima luminosidad) a 63 (máxima luminosidad), y cada uno de los cuales tiene una precisión de 30 segundos de arco (equivalente a 1 km² en el ecuador). La escala 0-63 está definida, por NOAA, considerando que cada píxel almacena datos en 6 bits (2⁶), es decir, hasta 64 posiciones.

Se considera la serie anual de luminosidad estable, que permite superar las limitaciones que se derivan de la presencia de nubes o luminosidad esporádica. En aquellos años en los que se dispone de información de luminosidad para más de un satélite, se utiliza la del dispositivo más antiguo en funcionamiento -siguiendo el criterio de Ayadi et al. (2018). Similar a la propuesta de Falchi et al. (2016) los datos de luminosidad se promedian por año (subíndice t) y distrito (subíndice d) -ecuación 2- usando QGIS 3.4. No se implementa corrección por saturación⁵ y se consideran las limitaciones en la comparabilidad de la información con la inclusión de efectos fijos temporales en el modelo econométrico.

$$0 \leq L_{d,t} \leq 63 \quad (2)$$

La media de la serie de luminosidad es 12.06 (IC 95% 11.64-12.47). Los distritos con mayor luminosidad promedio son los de la Ciudad de Buenos Aires y sus distritos vecinos. El coeficiente de correlación entre luminosidad y PBI para provincias es de 0.65 y está en línea con lo reportado en estimaciones anteriores (Ebener et al., 2005). Los mapas de luminosidad de Argentina se presentan en la Figura A.1 del Anexo.

En segundo lugar, la capa de distritos es aquella elaborada por la plataforma Integrated Public Use Microdata Series (IPUMS, 2017). Estos registros son consistentes con los microdatos censales (censo 2010) disponibles, para el caso argentino, en la misma plataforma. Consideran la existencia de 350 distritos (departamentos, partidos o comuna, según provincia). Para cada uno de estos distritos se calcula el promedio de la escala de luminosidad de los píxeles que cubren sus respectivas superficies.

En tercer lugar, la información sobre desastres proviene de los registros del Sistema de Inventario de Desastres (DesInventar, 2018) elaborado por la Red de Estudios Sociales sobre prevención de

⁵ La luminosidad promedio de ningún distrito, en ningún año, alcanza el valor máximo en la escala de luminosidad (63). En cualquier caso, se muestra que los resultados son robustos a la exclusión de los distritos con mayor luminosidad (Tabla A.4 en Anexo).

desastres en América Latina (LA RED). Se considera la ocurrencia de desastres en el período 1992-2013 dada la disponibilidad de mapas de luminosidad -aunque en el caso argentino los registros de desastres cubren el período 1970-2015-. Estos registros se basan en información extraída de periódicos de circulación nacional -especialmente La Nación y Clarín (Herzer et al., 2004)-.

La Tabla 1 presenta la clasificación de desastres naturales -según grupo y tipo- y su frecuencia de ocurrencia para todo el período con información disponible. Se observa que las inundaciones y tempestades son los tipos de desastre con mayor cantidad de registros -con casi dos tercios del total-. Lógicamente, también poseen una amplia participación en los registros de mortalidad y afectados según DesInventar.

Tabla 1: Cantidad de registros por tipo de desastre natural (1970-2015)

Grupo de desastre	Tipo de desastre	Registros	%
Hidrológico	Inundación	6997	44,41
Meteorológico	Tempestad	3117	19,78
Meteorológico	Nevada	981	6,23
Climatológico	Incendio forestal	967	6,14
Climatológico	Sequía	680	4,32
Meteorológico	Vendaval	626	3,97
Meteorológico	Neblina	508	3,22
Meteorológico	Granizada	372	2,36
Climatológico	Helada	370	2,35
Climatológico	Ola de calor	275	1,75
Meteorológico	Lluvias	192	1,22
Geofísico	Aluvión	182	1,16
Geofísico	Sismo	158	1,00
	Otros ^a	331	2,10
	Total Argentina	15756	100

Fuente: elaboración propia en base a DesInventar

^a Incluye: actividad volcánica, deslizamiento, tormenta eléctrica, tornado, alud, marejada, cambio de línea de costa y sedimentación. Según CRED, los desastres geológicos son eventos que se originan en tierra sólida; Los desastres meteorológicos son eventos causados por procesos atmosféricos de corta duración/de micro a mesoescala; Los desastres hidrológicos son eventos causados por desviaciones en el ciclo normal del agua y/o desbordamiento de cuerpos de agua; Los desastres climáticos son eventos causados por procesos de larga duración/de meso a macroescala (Below et al., 2009).

Debe resaltarse que, para el caso argentino, también se encuentran disponibles los registros de desastres naturales provenientes de la Emergency Events Database (EM-DAT), la cual contiene información de más de 200 países, elaborada por el Centre for Research on the Epidemiology of Disasters (CRED) de la Universidad Católica de Lovaina. Los registros de EM-DAT presentan numerosas diferencias con los incluidos en DesInventar, y por las cuales en este trabajo se utiliza esta última fuente de información.

En primer lugar, EM-DAT únicamente provee información de grandes desastres. En efecto, para ser incluido en esta base un desastre natural debe cumplir, al menos, una de las siguientes condiciones: haber ocasionado 10 o más muertes, 100 o más personas afectadas, pedido de ayuda internacional, o declaración del estado de emergencia (CRED, 2020). DesInventar no requiere umbrales mínimos de daño para la inclusión de desastres y siempre que existe alguna pérdida social el evento es incluido⁶. En segundo lugar, EM-DAT ofrece una referencia geográfica menos desagregada de la ocurrencia de desastres (provincia) -mientras que DesInventar brinda información a nivel de distrito-. Estas diferencias vuelven a DesInventar en la fuente de información utilizada en este trabajo⁷.

3.2 Desastres ajustados por severidad

Considerando el objetivo de este trabajo, parece razonable ponderar por la severidad individual - en términos de daños causados- de cada desastre ocurrido en lugar de considerar la frecuencia simple de ocurrencia de desastres. Sin embargo, los registros de DesInventar presentan una gran cantidad de valores faltantes en los indicadores que permitirían cuantificar la severidad individual. Por ello, conviene ponderar -no solo por severidad individual- sino también por tipo de desastre. Así, si en promedio, las inundaciones tienden a ser más severas que las granizadas, cada registro de inundación recibirá una mayor ponderación por pertenecer a este tipo de desastre y, por lo tanto, se podría superar la falta de datos en algunos registros individuales⁸.

Sea $e = 1, \dots, E$ cada uno de los tipos de desastres que tuvo lugar de acuerdo a los registros de DesInventar -detallados en la columna 2 de la Tabla 1-. Sea $z = 1, \dots, Z_e$ la cantidad de desastres de cada tipo. Sea d el subíndice indicativo del distrito y t indicativo del año. Para construir la variable de desastres naturales ponderados acumulados A_{dt} , para cada distrito d y año t , procedemos en tres pasos.

En primer lugar, se define una ponderación específica para cada tipo de desastre W_e , la cual es un promedio simple entre la proporción del total de muertes registrado por desastres naturales entre 1970-2015 que fue atribuida al tipo de desastre e , denotada como M_e , y la proporción del total de

⁶ Estas diferencias metodológicas reflejan una diferente concepción de riesgo y desastre entre ambas bases de datos. Mientras que en EM-DAT el rasgo característico es el fenómeno natural en sí y no las condiciones que posibilitan que el evento genere daños, en DesInventar, un desastre es una manifestación de un riesgo -entendido como una construcción social- que hace que el evento natural cause daño (LA RED, 2002).

⁷ Adicionalmente, existen diferencias en las fuentes de información que utiliza cada una. En cualquier caso, las diferencias existentes responden a los distintos objetivos que persigue cada registro de desastres: EM-DAT es un instrumento internacional usado en la ayuda humanitaria ante la ocurrencia de un desastre, mientras que DesInventar es usado en el manejo de riesgos a nivel local y nacional. (LA RED, 2002, p.15).

⁸ Los valores faltantes podrían indicar -erróneamente- que algún evento no ocasionó daños o subestimar su cuantía. La doble ponderación -por severidad individual y por tipo de desastre- contribuye a evitar lo anterior.

personas expuestas a desastres naturales entre 1970-2015 que fue expuesta al tipo de desastre e , denotada como P_e .

$$W_e = (M_e + P_e)/2 \quad (3)$$

En segundo lugar, se define, para cada distrito y año, una medida de severidad por tipo de desastre, denotada como S_{edt} , dada por la proporción agregada de ocho categorías de infraestructura - incluidas en los registros de DesInventar- que fue afectada por los desastres de cada tipo e . Las ocho categorías de infraestructura son: escuelas, hospitales, ayuda, transporte, comunicaciones, red de agua, red de cloacas y red de energía. La categoría de *ayuda* se refiere a la infraestructura de respuesta ante emergencias como departamentos de bomberos y defensa civil. S_{edt} está dada por:

$$S_{edt} = \sum_{i=1}^8 \sum_{z=1}^{Z_e} \frac{\mathbb{I}(L_{edtz}^i > 0)}{8} \quad (4)$$

donde $\mathbb{I}(L_{edtz}^i > 0)$ es una función indicadora que toma valor 1 si el evento z de tipo e (ocurrido en el distrito d en el año t) ha causado daño en, al menos, un elemento de esa categoría de infraestructura, esto es si $L_{edtz}^i > 0$, donde L denota “pérdida”, y toma valor 0 en los demás casos⁹. Empleamos una función indicadora de este tipo dado que numerosos registros de DesInventar solo indican si el evento particular causó daño o no en algún elemento de la categoría analizada, sin especificar el número de elementos dañados o la magnitud del daño.

Finalmente, la variable de desastres naturales acumulados ponderados A_{dt} , para cada distrito d en el año t , es definida como:

$$A_{dt} = \sum_{e=1}^E S_{edt} W_e \quad (5)$$

Nótese que la doble ponderación dada por el producto entre la ponderación de cada tipo de desastre W_e y la ponderación específica por tipo de desastre en cada distrito y año introduce un mayor grado de continuidad en la definición. En la Tabla A.1 del anexo se proporcionan estadísticas descriptivas. La distribución espacial de los desastres ajustados por severidad sugiere que los distritos de la Ciudad de Buenos Aires y sus suburbios son los más afectados por desastres. En la sección de resultados se muestra que las estimaciones son robustas al excluir posibles valores atípicos en la variable de desastres ajustados.

3.3 Estrategia de estimación empírica

Considerando las fuentes de información detalladas anteriormente, se construye un panel de distritos para el período 1992-2013. En particular, la relación entre crecimiento económico y

⁹ Por ejemplo, si un determinado desastre (de tipo e , ocurrido en el distrito d en el año t) causó daño en al menos una escuela, entonces $\mathbb{I}(L_{edtz}^i > 0) = 1$, for $i = escuelas$.

desastres naturales se estima a partir de la siguiente especificación de efectos fijos. Esto es consistente con las propuestas de Deschenes y Greenstone (2011), Dell et al. (2012), Barreca et al. (2016) y Burke y Tanutama (2019).

$$l_{d,t,t-1} = \partial + \beta A_{d,t} + \gamma_d + \rho_t + \varepsilon_{d,t} \quad (6)$$

donde $l_{d,t,t-1}$ es el cambio en el logaritmo de la luminosidad nocturna promedio del distrito d entre los años t y $t-1$; $A_{d,t}$ es la cantidad de desastres naturales ponderados ocurridos en el distrito d en el año t ; γ_d son efectos fijos por distrito e intentan controlar por aquellos factores no observados y que difieren entre unidades observacionales; ρ_t son efectos fijos temporales y $\varepsilon_{d,t}$ es el término de error del modelo. La literatura de desastres tiende a incorporar controles de infraestructura y capital humano en las estimaciones (Toya and Skidmore, 2007; Yonson *et al.*, 2018). Sin embargo, para el caso argentino, no existen series disponibles desagregadas a nivel de distrito y con una frecuencia anual.

La anterior es la especificación preferida dado que alcanza un alto nivel de desagregación espacial (distrito) y es posible construir un panel de más de dos décadas con más de 300 unidades observacionales. Los resultados son robustos cuando se considera una regresión agrupada, en lugar de un panel de distritos (Tabla A.5 en Anexo).

Dado que la luminosidad es sólo una proxy del producto, se realiza como estimación alternativa un testeo de robustez utilizando estimaciones de PBI provincial. La serie de PBI provincial es aquella correspondiente a Muñoz y Asociados (2019) -basada en la propuesta metodológica de Muñoz y Trombetta (2015)- y la cual es re-expresada en pesos constantes empleando la serie de deflactor del PBI para Argentina publicada por el Banco Mundial (Banco Mundial, 2019). La relación entre PBI y desastres naturales es estimada como:

$$y_{p,t,t-1} = \partial + \beta A_{p,t} + \gamma_p + \rho_t + \omega_{p,t} \quad (7)$$

donde $y_{p,t,t-1}$ es el cambio en el logaritmo del PBI de la provincia p entre los años t y $t-1$. Se incluyen efectos fijos por provincia (γ_p) y temporales (ρ_t). El término del error del modelo es $\omega_{p,t}$.

Como ejercicio de robustez, la ecuación 6 es re-estimada a partir de dos especificaciones alternativas: considerando como dependiente a la luminosidad en escala logarítmica (pero no en diferencias) -ecuación 8- y a la luminosidad en niveles -ecuación 9-. Adicionalmente, la estimación que considera el producto a nivel provincial es re-estimada excluyendo a la Ciudad de Buenos Aires (distrito con mayor producto per capita y mayor cantidad de registros de desastres). Esta exclusión responde al hecho que en la Ciudad de Buenos Aires están localizados los diarios

cuyos reportes sirven como fuente para los registros de DesInventar (Herzer et al., 2004). Con ello, se supera la potencial presencia de sesgo por sobre-registro de desastres.

$$l_{d,t} = \vartheta + \beta A_{d,t} + \gamma_d + \rho_t + \varepsilon_{d,t} \quad (8)$$

$$L_{d,t} = \vartheta + \beta A_{d,t} + \gamma_d + \rho_t + \varepsilon_{d,t} \quad (9)$$

donde $l_{d,t}$ es el logaritmo de la luminosidad promedio en el distrito d en el año t (ecuación 8) y $L_{d,t}$ es el valor promedio de la escala de luminosidad (0-63) en el distrito d en el año t (ecuación 9).

4. Resultados

En primer lugar, se presentan las estimaciones correspondientes a la ecuación 6, esto es, la relación entre la ocurrencia de desastres naturales y actividad económica (medida a través de la luminosidad nocturna). También se presentan las especificaciones alternativas (ecuaciones 8 y 9).

Tabla 2: Crecimiento y desastres naturales en distritos de Argentina (1992-2013)

Luminosidad nocturna	Diferencia de logaritmos (ec. 7)	Logaritmo (ec. 8)	Nivel (ec. 9)
Desastres naturales	-0.0053** (0.0026)	-0.0172*** (0.0029)	-0.0829*** (0.0275)
Constante	0.0616 (0.0052)	2.1062 (0.0055)	14.1762 (0.0523)
Efectos fijos	Si	Si	Si
Número de obs	7700	7700	7700
Número de grupos	350	350	350

Fuente: elaboración propia en base a DesInventar y NOAA

Nota: errores a la Driscoll y Kraay (1998) entre paréntesis. * Significativo al 10%, ** significativo al 5%, *** significativo al 1%

Los resultados sugieren una relación negativa y significativa entre desastres naturales y luminosidad nocturna en distritos de Argentina. En efecto, un incremento unitario en la cantidad de desastres naturales ajustados por severidad se asocia a una disminución del 0.53% en el crecimiento de la luminosidad en el año de ocurrencia del desastre. Las especificaciones alternativas coinciden en signo y significancia.

Estos resultados se encuentran en línea con los reportado por estimaciones previas. Klomp (2016), al considerar un modelo de diferencias en diferencias para un grupo de 147 países entre 1992-2008, reporta una reducción en el logaritmo de la luminosidad de entre 1.3 y 2 puntos. Este efecto es mayor que el reportado en las estimaciones que surgen de la Tabla 2 pero esperable dado que se utilizaron los registros de EM-DAT. Como se mencionó previamente, esta fuente de información global de desastres solo considera aquellos con una elevada severidad. En efecto, para ser incluido, un desastre debe cumplir al menos una de las siguientes condiciones: haber generado no menos de 10 muertes, al menos 100 personas afectadas, declaración de estado de

emergencia o, pedido de ayuda internacional. En este trabajo no se imponen condiciones mínimas de daño para que un desastre sea incluido. Las diferencias en la magnitud del coeficiente también pueden deberse a la inclusión de diferentes controles o la distinta definición del regresor de interés -en Klomp (2016) se emplea una variable de conteo de la cantidad de desastres normalizados por la superficie del país de ocurrencia-.

Los resultados se mantienen en signo y significancia cuando se realiza el ejercicio de robustez de considerar como unidad observacional a las provincias argentinas y emplear una serie de producto. Sin embargo, su valor absoluto es menor. La columna (1) corresponde a la estimación de la ecuación 7 incluyendo a las 23 provincias argentinas y la Ciudad de Buenos Aires. La columna (2) repite las estimaciones excluyendo a esta Ciudad.

Tabla 3: Crecimiento y desastres naturales en provincias de Argentina (2004-2013)

PBI	(1)	(2)
Desastres naturales	-0.00002*** (6.51e-06)	-0.00002*** (6.37e-06)
Intercepto	0.0711 (5.11e-06)	0.0726 (4.66e-06)
Efectos fijos	Si	Si
Número de obs	216	207
Número de grupos	24	23

Fuente: elaboración propia en base a DesInventar y Muñoz y Asociados

Nota: errores a la Driscoll y Kraay (1998) entre paréntesis. * Significativo al 10%, ** significativo al 5%, *** significativo al 1%

La Tabla 3 sugiere que cada desastre adicional reduce en 0.002% el crecimiento económico de la provincia afectada y en el año de ocurrencia del desastre. Esto puede parecer, erróneamente, un impacto irrelevante. En primer lugar, al considerar toda la distribución de desastres es esperable que cada desastre individual posea un efecto reducido. Segundo, al agregar por provincias es probable que, en cada momento de tiempo, una elevada cantidad de desastres esté teniendo lugar simultáneamente (en diferentes distritos de la misma provincia). Tercero, una pequeña pero sostenida reducción del crecimiento en el mediano y largo plazo da lugar a pérdidas considerables.

Los resultados también son robustos frente a múltiples especificaciones. Primero, se incluyen los rezagos de la dependiente como regresor. Tal como lo señala Loayza et al. (2012), esto implica considerar un modelo dinámico donde se controla por las condiciones iniciales. El coeficiente de desastre mantiene su signo y significancia en todas las alternativas (Tabla A.2 en Anexo). En segundo lugar, los resultados también son robustos cuando se controla por potenciales valores atípicos tanto en términos de la cantidad de desastres ponderados (Tabla A.3 en Anexo) como de la luminosidad nocturna (Tabla A.4 en Anexo). En tercer lugar, los resultados son robustos al considerar la posibilidad de efectos heterogéneos siguiendo la propuesta de Chaisemartin y D'Haultfœuille (2020) (Tabla A.6 en Anexo).

Hasta aquí se ha observado que los desastres naturales, en conjunto, reducen significativamente el crecimiento en distritos y provincias argentinas. Lógicamente, surge el interrogante respecto a cuáles desastres pueden presentar mayores efectos. La Tabla 4 presenta los resultados que surgen de estimar la ecuación 6 por grupo de desastre natural, siguiendo la clasificación propuesta por DesInventar.

Tabla 4: Crecimiento económico y desastres, en distritos de Argentina, según grupo de desastre

Luminosidad nocturna	Geofísicos	Meteorológicos	Climatológicos	Hidrológicos
Desastres naturales	-0.3215* (0.1889)	-0.0020 (0.0094)	0.0637 (0.0395)	-0.0063** (0.0030)
Intercepto	0.0615 (0.0052)	0.0615 (0.0052)	0.0613 (0.0052)	0.0618 (0.0052)
Efectos fijos	Si	Si	Si	Si
Número de obs	7350	7350	7350	7350
Número de grupos	350	350	350	350

Fuente: elaboración propia en base a DesInventar y NOAA

Nota: errores a la Driscoll y Kraay (1998) entre paréntesis. * Significativo al 10%, ** significativo al 5%, *** significativo al 1%

Se observa, de la Tabla 4, que los desastres geofísicos son los que mayor efecto negativo presentan sobre el crecimiento económico de los distritos afectados. Esto implica que desastres como los terremotos -más frecuentes en las regiones próximas a la Cordillera de los Andes- son los más perjudiciales en términos de crecimiento. Los desastres hidrológicos también presentan efectos negativos y significativos.

Lo anterior es consistente con la evidencia microeconómica de desastres para Argentina. González et al. (2020) hallan que la exposición a desastres geofísicos e hidrológicos, en los primeros meses de vida, incrementa significativamente las chances de ser pobre en la adultez. Lo mismo es cierto en términos de un menor logro educativo a partir de la exposición a desastres hidrológicos. Estos resultados surgen de estimar un modelo de diferencias-en-diferencias a partir de microdatos censales (2010) y los registros de desastres de DesInventar.

Por último, resulta relevante indagar acerca de la posible persistencia de los efectos de estos desastres sobre el crecimiento, Para ello, se re-estima la ecuación 6 incluyendo un término de rezago de la cantidad de desastres ponderados.

Tabla 5: persistencia impacto de desastres sobre crecimiento en distritos de Argentina

Luminosidad nocturna	1	2	3	4
Desastres naturales en t	-0.0055** (0.0028)	-0.0046* (0.0026)	-0.0046* (0.0026)	-0.0051* (0.0029)
Desastres naturales en $t-1$	0.0082*** (0.0027)	0.0089*** (0.0028)	0.0095*** (0.0028)	0.0094*** (0.0028)
Desastres naturales en $t-2$		-0.0065**	-0.0051	-0.0056*

		(0.0029)	(0.0032)	(0.0029)
Desastres naturales en $t-3$			-0.0021	-0.0031
			(0.0028)	(0.0028)
Desastres naturales en $t-4$				-0.0031
				(0.0028)
Efectos fijos	Si	Si	Si	Si
Número de obs	7350	7000	6650	6300
Número de grupos	350	350	350	350
R ²	0.1	0.1	0.13	0.11

Fuente: elaboración propia en base a DesInventar y NOAA

Nota: errores a la Driscoll y Kraay (1998) entre paréntesis. * Significativo al 10%, ** significativo al 5%, *** significativo al 1%

Llamativamente, si bien se observa un efecto negativo y significativo sobre el crecimiento en el año de ocurrencia del desastre, el efecto se vuelve positivo al considerar su primer rezago. Para los rezagos posteriores, el efecto es negativo pero no significativo -excepto por el segundo rezago-. La evidencia empírica reciente es consistente en sugerir la existencia de un efecto contemporáneo negativo y significativo. Sin embargo, el análisis de los efectos rezagados es escaso entre la literatura (Klomp y Valckx, 2014; Lazzaroni y van Bergeijk, 2014).

El resultado anterior es concordante con las predicciones de los modelos neoclásicos de crecimiento. Dada la destrucción de una parte del capital como consecuencia del desastre es concebible la hipótesis de *recuperación a la tendencia* (Hsiang y Jina, 2014). Esto es, luego del desastre se observa un menor crecimiento del producto asociado a la destrucción del capital físico y humano. Sin embargo, dada la relativa escasez de capital en la región afectada tiene lugar una entrada de capital que eleva transitoriamente el crecimiento por encima de los niveles pre-desastre. Eventualmente la entrada de capital se detiene y el crecimiento retorna a aquel correspondiente al estado estacionario de la economía.

5. Conclusiones

A lo largo de este trabajo se ha avanzado en la estimación del efecto que la ocurrencia de desastres naturales posee sobre el crecimiento económico en distritos de Argentina, considerando el período 1992-2013. La principal dificultad para llevar a cabo el análisis radicó en la falta de información de actividad económica (PBI) desagregada. La última estimación oficial para las provincias se remonta al año 2004 y no existe información para distritos. Esto es parcialmente subsanado, en el caso de PBI provinciales, con los aportes de consultoras privadas (Muñoz y asociados, 2019).

A su vez, se observó que se encuentra ampliamente difundida la utilización de imágenes de luminosidad nocturna como proxy de la actividad y el crecimiento económico. En efecto, la Administración Nacional Oceánica y Atmosférica (NOAA por sus siglas en inglés) -en el marco del Programa de Satélites Meteorológicos de Defensa-Sistema Operacional Linescan

(DMSP/OLS, por sus siglas en inglés)- publicó anualmente, en el período analizado, las imágenes de luminosidad nocturna.

Al construir un panel por distritos considerando la ocurrencia de desastres naturales, se halló una relación negativa y significativa entre desastres naturales y crecimiento económico. En efecto, un desastre ponderado adicional se asocia a una reducción de 0.53% en el crecimiento económico. Al evaluar la misma relación con un panel de provincias, el efecto estimado -si bien negativo y significativo- es menor en valor absoluto (0.002%). Esto se puede explicar por el hecho que, en una misma provincia, una gran cantidad de desastres pueden tener lugar simultáneamente (en diferentes distritos).

Al desagregar el impacto de los desastres por grupo, se observó que los geofísicos e hidrológicos son los que implican un mayor efecto negativo sobre el crecimiento. Mientras que el realizar un examen de su persistencia, se halló que el efecto negativo se restringe al año de ocurrencia del desastre. Existe un efecto positivo al considerar el primer rezago. Esto es consistente con las predicciones de los modelos de neoclásicos de crecimiento.

Los resultados aquí obtenidos deben ser analizados a la luz de las limitaciones metodológicas presentes. Dado que no se realizó calibración de los mapas de luminosidad -para compatibilizar lo obtenido por distintos satélites- ni corrección por saturación de la escala de luminosidad, la verdadera relación entre luminosidad y actividad económica podría estar subestimada de acuerdo a lo sugerido por Hara et al. (2004), Li et al. (2012) y Ma et al. (2014). Lo anterior se supera, parcialmente, al incluir efectos fijos temporales y controlar por heterogeneidad no observada.

Por otra parte, la frecuente falta de datos en los registros individuales del Sistema de Inventario de Desastres (DesInventar) podría generar una subestimación de la verdadera severidad de los desastres naturales. Por lo anterior, las estimaciones de este trabajo deben considerarse como un límite inferior del verdadero costo económico de los desastres naturales.

A futuro, resulta imprescindible contar con información de actividad económica desagregada y actualizada en el caso argentino. Esto permitiría validar los resultados aquí reportados. A su vez, dada la cuantía del costo asociado a los desastres naturales y considerando que estas estimaciones constituirían un límite inferior del verdadero efecto, es razonable promover una activa inversión en prevención y mitigación de desastres naturales.

Anexo

Tabla A.1: Estadística descriptiva de medidas de desastres ponderados

Medidas de desastres	Media	Desvío estándar
A_{dt}	0.1136	0.6941
S_{edt}	0.2534	0.2307
W_e	0.0476	0.1252

M_e	0.0560	0.0751
P_e	0.0526	0.1992

Fuente: elaboración propia en base a DesInventar

Tabla A.2: Crecimiento y desastres en distrito de Argentina (1992-2013) en un modelo dinámico

	Diferencia de logaritmos (ec. 7)	Logaritmo (ec. 8)	Nivel (ec. 9)
Luminosidad nocturna			
Desastres naturales	-.0082** (.0036)	-.0151*** (.0057)	-.0701** (.0290)
Primer rezago luminosidad	.5036*** (.0040)	.4899*** (.1074)	.4965*** (.1011)
Efectos fijos	Si	Si	Si
Observaciones	7000	7350	7350
Grupos	350	350	350

Fuente: elaboración propia en base a NOAA y DesInventar

Nota: errores robustos *a la* Driscoll y Kraay (1998) entre paréntesis. * Significativo al 10%, ** significativo al 5%, *** significativo al 1%

Tabla A.3: Crecimiento y desastres en distritos de Argentina (1992-2013) excluyendo outliers

	Diferencia de logaritmos (ec. 7)	Logaritmo (ec. 8)	Nivel (ec. 9)
Luminosidad nocturna			
Desastres naturales	-.0630** (.0276)	-.2054** (.0896)	-2.1047*** (.7260)
Intercepto	.0404 (.0105)	2.1052 (.0045)	14.1146 (.0228)
Efectos fijos	Si	Si	Si
Observaciones	6964	7275	7275
Grupos	350	350	350

Fuente: elaboración propia en base a NOAA y DesInventar

Nota: errores robustos *a la* Driscoll y Kraay (1998) entre paréntesis. * Significativo al 10%, ** significativo al 5%, *** significativo al 1%. Aquellas observaciones cuya cantidad de desastres ponderados se encontraban por encima del percentil 95 fueron excluidas.

Tabla A.4: Crecimiento y desastres en distritos de Argentina (1992-2013) excluyendo outliers

	Diferencia de logaritmos (ec. 7)	Logaritmo (ec. 8)	Nivel (ec. 9)
Luminosidad nocturna			
Desastres naturales	-.0035** (.0019)	-.0178*** (.0059)	-.0872*** (.0333)
Intercepto	.0620 (.0076)	2.0078 (.0035)	11.6539 (.0118)
Efectos fijos	Si	Si	Si

Observaciones	6982	7315	7315
Groups	350	350	350

Fuente: elaboración propia en base a NOAA y DesInventar

Nota: errores robustos *a la* Driscoll y Kraay (1998) entre paréntesis. * Significativo al 10%, ** significativo al 5%, *** significativo al 1%. Aquellas observaciones cuya luminosidad promedio se encontraba por encima del percentil 95 fueron excluidas.

Tabla A.5: Crecimiento y desastres en distritos de Argentina (1992-2013) en una regresión agrupada

Luminosidad nocturna	Diferencia de logaritmos (ec. 7)	Logaritmo (ec. 8)	Nivel (ec. 9)
Desastres naturales	-.0054** (.0025)	-.0172*** (.0055)	-.0729*** (.0301)
Intercepto	.0427 (.0104)	4.4743 (.0316)	54.9059 (.1889)
Efectos fijos	Si	Si	Si
Observaciones	7000	7350	7350

Fuente: elaboración propia en base a NOAA y DesInventar

Nota: errores robustos *a la* Driscoll y Kraay (1998) entre paréntesis. * Significativo al 10%, ** significativo al 5%, *** significativo al 1%.

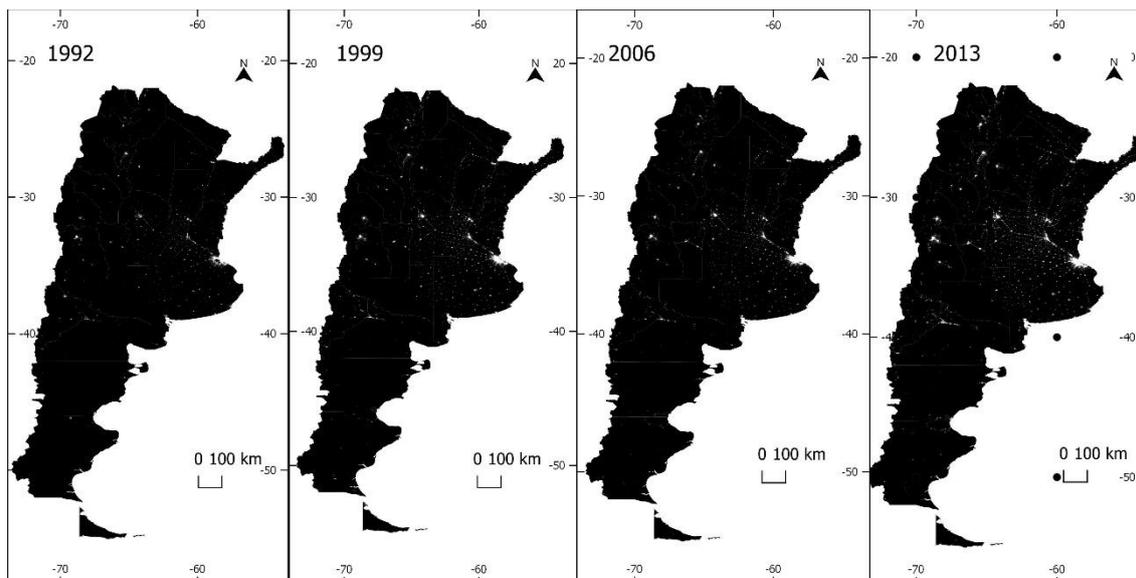
Tabla A.6: Crecimiento y desastres en distritos de Argentina (1992-2013) con efectos heterogéneos

Luminosidad nocturna	Diferencia de logaritmos (ec. 7)	Logaritmo (ec. 8)	Nivel (ec. 9)
Desastres naturales	-.0276* (.0148)	-.0177*** (.0019)	-.1719*** (.0042)
N	4856	5126	5126

Fuente: elaboración propia en base a NOAA y DesInventar

Nota: errores estándar entre paréntesis. * Significativo al 10%, ** significativo al 5%, *** significativo al 1%. Las estimaciones se obtuvieron usando el paquete `did_multilegt` en STATA

Figura A.1: Luminosidad nocturna en Argentina, años seleccionados



Fuente: elaboración propia en base a NOAA

Referencias

Albala-Bertrand, J. (1993). Natural disaster situations and growth: A macroeconomic model for sudden disaster impacts. *World Development*, 21(9), 1417-1434.

Amaral, S.; Monteiro, A.; Camara, G.; Quintanilha, J. (2006). DMSP/OLS night-time light imagery for urban population estimates in Brazilian Amazon, 27(5), 855-870.

Anees, M.; Shukla, R.; Punia, M.; Joshi, P. (2020). Assessment and visualization of inherent vulnerability of urban population in India natural disasters. *Climate and Development*, 12(6), 532-546.

Anttila-Hughes, J.; Hsiang, S. (2013). Destruction, Disinvestment and death: Economic and human losses following environmental disasters. Working paper series, Goldman School of Public Policy. Amaral, S.; Monteiro, A.; Camara, G.; Quintanilha, J. (2006). DMSP/OLS night-time light imagery for urban population estimates in Brazilian Amazon, 27(5), 855-870.

Ayadi, M.; Cahill, J.; Ngo-Le, N. (2018). Nightlight satellite imagery as a predictor for economic activity. Use case: Tunisia. Working paper, mimeo.

Badarinath, K.; Sharma, A.; Kharol, S. (2011). Forest fire monitoring and burnt area mapping using satellite data: a study over the forest region of Kerala State, India. *International Journal of Remote Sensing*, 32(1), 85-102.

Banco Mundial (2016). Argentina: análisis ambiental del país. Serie de informes técnicos del Banco Mundial en Argentina, Paraguay y Uruguay 9.

Banco Mundial (2019). Serie deflactor del PBI en Argentina. Disponible en: <https://datos.bancomundial.org/indicador/NY.GDP.DEFL.ZS.AD?locations=AR> (Access on September 2019).

Barreca, A.; Clay, K.; Deschenes, O.; Greenstone, M.; Shapiro, J. (2016). Adapting to climate change: the remarkable decline in the US temperature-mortality relationship over the twentieth century. *Journal of Political Economy*, 124(1), 105-159.

Below, R.; Wirtz, A.; Guha-Sapir, D. (2009). Disaster Category Classification and peril Terminology for Operational Purposes. Université Catholique de Louvain Doc. No 264. <https://www.cred.be/node/564>

Berlemann, M.; Wenzel, D. (2016). Long-term Growth Effects of Natural Disasters - Empirical Evidence for Droughts. *Economic Bulletin*, 36(1), 1-14.

- Bertinelli, L.; Strobl, E. (2013). Quantifying the local economic growth impact of hurricane strikes: an analysis from outer space for the Caribbean. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 52, 1688-1697.
- Bertoni, J. (2004). *Inundaciones urbanas en Argentina*. Córdoba: Global Water Partership, Programa asociado de gestión de crecidas, Universidad Nacional de Córdoba. Disponible en: <https://www.ina.gov.ar/legacy/pdf/Libro-Inundaciones-Urbanas-en-Argentina.pdf>
- Boustan, L.; Khan, M.; Rhode, P.; Yanguas, M. (2020). The effect of natural disasters on economic activity on US counties: A century of data. *Journal of Urban Economics*, 118.
- Burke, M.; Hsiang, M.; Miguel, E. (2015). Gloal non-linear effect of temperature on economic production. *Nature*, 527, 235-239.
- Burke, M.; Tanutama, V. (2019). Climatic constraints on aggregate economic output. Working paper 25779, NBER.
- Carleton, T.; Hsiang, S. (2016). Social and economic impacts of climate. *Science*, 353(6304).
- Cavallo, E.; Galiani, S.; Noy, I.; Pantano, J. (2013). Catastrophic natural disasters and economic growth. *The Review of Economic and Statistics*, 95(5), 1549-1561.
- Chaisemartin, C.; D'Haultfœuille, X. (2020). Two-way fixed effects estimators with heterogeneous treatment effects. *American Economic Review*, 110(9), 2964-2996.
- Chen, X.; Nordhaus, W. (2011). Using Luminosity Data as a Proxy for Economic Statistics. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 108(21): 8589-94.
- Cho, K.; Shimoda, H.; Sakata, T. (1999). Technical note and cover fishing fleet lights and sea surface temperature distribution observed by DMSP/OLS sensor. *International Journal of Remote Sensing*, 20(1), 3-9.
- Coffman, M.; Noy, I. (2011). Hurricane Iniki: measuring the long-term economic impact of a natural disaster using synthetic control. *Environment and Development Economics*, 17(2), 187-205.
- CRED (2019). *Natural disasters in 2018*. Report of the Centre for Research on the Epidemiology of Disasters. Disponible en: <https://www.cred.be/publications>
- CRED (2020). *EM-DAT: The International disaster database*. Centre for Research on the epidemiology of disasters. Disponible en: <https://www.emdat.be/> (Acceso en Abril de 2020).
- Croft, T. (1978). Nighttime images of the Earth from space. *Scientific American*, 239, 68-79.
- Dell, M.; Jones, B.; Olken, B. (2012). Temperature shocks and economic growth: evidence from the last half century. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 4(3), 66-95.
- Dell, M.; Jones, B.; Olken, B. (2014). What do we learn from the weather? The new climate-economy literature. *Journal of Economic Literature*, 52(3), 740-798.
- Deschenes, O.; Greenstone, M. (2011). Climate change, mortality, and adaptation: evidence from annual fluctuations in weather in the US. *American Economic Journal: Applied Economics*, 3, 152-185.
- DesInventar (2018). *Sistema de inventario de desastres*. Disponible en: <https://www.desinventar.org/es/> (Acceso en febrero de 2019).
- Dilley, M.; Chen, R.; Deichmann, U.; Lerner-Lam, A.; Arnold, M. Agwe, J.; Buys, P.; Kjekstad, O.; Lyon, B.; Yetman, G. (2005). *Natural disasters hotspots: a global risk analysis*. Disaster Risk Management Series 34423, World Bank.
- Doll, C.; Muller, J.; Elvidge, C. (2000). Nighttime imagery as a tool for global mapping of socioeconomic parameters and greenhouse gas emissions. *Ambio* 2000, 29(3), 157-162.

- Driscoll, J.; Kraay, A. (1998). Consistent covariance matrix estimation with spatially dependent panel data. *The Review of Economic and Statistics*, 80(4), 549-560.
- Ebener, S.; Murray, C.; Tandon, A.; Elvidge, C. (2005). From wealth to health: modelling the distribution of income per capita at the sub-national level using night-time light imagery. *International Journal of Health Geographics*, 4:5, 1-17.
- Elvidge, C.; Baugh, K.; Kihn, E.; Koehl, H.; Davis, E.; Davis, C. (1997). Relation between satellite observed visible near-infrared emissions, population, economic activity and electric power consumption. *International Journal of Remote Sensing*, 18(6), 1373-1379.
- Elvidge, C.; Hobson, V.; Baugh, K.; Dietz, J.; Shimabukuro, Y.; Krug, T.; Novo, E.; Echavarría, E. (2001). DMSP-OLS estimation of tropical forest area impacted by surface fires in Romania, Brazil: 1995 versus 1998. *International Journal of Remote Sensing*, 24(14), 2661-2673.
- Elvidge, C.; Imhoff, M.; Baugh, K.; Hobson, V.; Nelson, I.; Safran, J.; Dietz, J.; Tuttle, B. (2001). Night-time light of the world: 1994-95. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 56, 81-99.
- Elvidge, C.; Sutton, P.; Ghosh, T.; Tuttle, B.; Baugh, K.; Bhaduri, B.; Bright, E. (2009a). A global poverty map derived from satellite data. *Computers & Geosciences*, 35, 1652-1660.
- Elvidge, C.; Ziskin, D.; Baugh, K.; Tuttle, B.; Ghosh, T.; Pack, D.; Erwin, E.; Zhizhin, M. (2009b). A fifteen year record of global natural gas flaring derived from satellite data. *Energies*, 2, 595-622.
- Falchi, F.; Cinzano, P.; Duriscoe, D.; Kyba, C.; Elvidge, C. *et al.* (2016). The new world atlas of artificial night sky brightness. *Science Advances*, 2, 1-25.
- Felbermayr, G.; Groschl, J. (2014). Natural negative: The growth effects of natural disasters. *Journal of Development Economics*, 111(C), 92-106.
- FMI (2018). *The Economic Impact of Natural Disasters in Pacific Island Countries: Adaptation and Preparedness*. Documento de trabajo WP/18/108, International Monetary Fund.
- Foster, J. (1983). Observations of the Earth using nighttime visible imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 4, 785-791.
- Fuller, D.; Fulk, M. (2000). Comparison of NOAA-AVHRR and DMSP/OLS for operational fire monitoring in Kalimantan, Indonesia. *International Journal of Remote Sensing*, 21(1), 181-187.
- Ghosh, T.; Anderson, S.; Elvidge, C.; Sutton, P. (2013). Using nighttime satellite imagery as a proxy measure of human well-being. *Sustainability*, 5, 4988-5019.
- Ghosh, T.; Powell, R.; Elvidge, C.; Baugh, K.; Sutton, P.; Anderson, S. (2010). Shedding light on the global distribution of economic activity. *The Open Geography Journal*, 3, 147-160.
- González, F.; Santos, M.; London, S. (2020). Persistent effects of natural disasters on human Development_ quasi-experimental evidence for Argentina. *Environment, Development & Sustainability*, in press.
- Granger, C. (1969). Investigating causal relations by econometrics models and cross-spectral methods. *Econometrica*, 37(3), 424-438.
- Henderson, V.; Storeygard, A.; Weil, D. (2009, revisado en 2011). Measuring economic growth from outer space. Working paper 15199, NBER.
- Henderson, V.; Storeygard, A.; Weil, D. (2012). Measuring economic growth from outer space. *The American Economic Review*, 102(2), 994-1028.
- Herzer, H.; Caputo, M.; Celis, A. (2004). *Gestión de desastre ENSO en América Latina: Propuesta de Consolidación de un Red Regional de Investigación Comparativa, Información y Capacitación desde una Perspectiva Social*. Informe Final Argentina, CENTRO estudios sociales y ambientales.

Disponible en: <https://cambio-global.org/enso/informes/anho4/Argentina/index.html> (Acceso en Mayo de 2019).

Hsiang, S.; Jina, A. (2014). The causal effect of environmental catastrophe on long-run economic growth: evidence from 6700 cyclones. Working paper 20352, NBER.

Hsiang, S.; Kopp, R.; Jina, A.; Rising, J.; Delgado, M.; Mohan, S.; *et al* (2017). Estimating economic damage from climate change in the United States. *Science*, 356(6345), 1362-1369.

INDEC (2005). Producto interno bruto por provincia Año 2004. Serie disponible en: https://sitioanterior.indec.gov.ar/nivel4_default.asp?id_tema_1=3&id_tema_2=9&id_tema_3=138 (Acceso en septiembre de 2019).

INDEC (2014). Serie Oferta y Demanda globales: valores trimestrales a precios de 1993. Dirección Nacional de Cuentas Nacionales. Disponible en: <https://www.indec.gov.ar/indec/web/Institucional-Indec-InformacionDeArchivo-5> (Acceso en septiembre de 2019).

IPUMS (2017). Integrated population and environmental data, IPMUS TERRA. Disponible en: <https://terra.ipums.org/> (Acceso en mayo de 2019).

Kiran Chand, T.; Badarinath, K.; Krishna Prasad, V.; Murthy, M.; Elvidge, C.; Tuttle, B. (2006). Monitoring forest fires over the Indian region using Defense Meteorological Satellite Program Operational Linescan System nighttime satellite data. *Remote Sensing of Environment*, 103, 165-178.

Klomp, J. (2016). Economic development and natural disasters: A satellite data analysis. *Global Environmental Change*, 36, 67-88.

Klomp, J.; Valckx, K. (2014). Natural Disasters and Economic Growth: A Meta-Analysis. *Global Environmental Change*, 26, 183-195.

Kohiyama, M.; Hayashi, H.; Maki, N.; Higashida, M.; Kroehl, H.; Elvidge, C.; Hobson, V. (2004). Early damaged area estimation system using DMSP-OLS night time imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 25(11), 2015-2036.

LA RED (2002). Comparative Analysis of Disaster Databases. Disponible en: https://www.unisdr.org/2005/task-force/working%20groups/wg3/Comparative_Analysis_of_Disaster_Database.pdf

Lazzaroni, S.; van Bergeijk, P. (2014). Natural Disasters' Impact, factors of Resilience and development: A Meta-Analysis of the macroeconomic Literature. *Ecological Economics*, 107(C), 333-346.

Li, X.; Chen, X.; Zhao, Y.; Xu, J.; Chen, F.; Li, H. (2012). Automatic intercalibration of nighttime light imagery using robust regression. *Remote Sensing Letters*, 4(1), 45-54.

Li, X.; Zhou, Y.; (2017). A stepwise calibration of global DMSP/OLS stable nighttime light data (1992-2013). *Remote sensing*, 9(637), 1-14.

Lima, R.; Barbosa, A. (2018). Natural disasters, economic growth and spatial spillovers: Evidence from a flash flood in Brazil. *Papers in Regional Science*, 1-20.

Loayza, N.; Olaberria, E.; Rigolini, J.; Christiaensen, L. (2012). Natural disasters and growth: going beyond the averages. *World Development*, 40(7), 1317-1336.

Ma, L.; Wu, J.; Li, W.; Peng, J.; Liu, H. (2014). Evaluating saturation correction methods for DMSP/OLS nighttime light data: A case study from China's cities. *Remote Sensing*, 6, 9853-9872.

Munich Re (2020). Natural catastrophe service database. Disponible en: <https://natcatservice.munichre.com/overall/1> (Acceso en marzo de 2019)

- Muñoz y asociados (2019). Serie PBG e Índice de actividad sintético por provincias argentinas. Reporte Disponible bajo pedido a los autores.
- Muñoz, F.; Trombetta, M. (2015). Indicador Sintético de Actividad Provincial (ISAP): un Aporte al Análisis de las Economías Regionales argentinas *Investigaciones Regionales*, 33, 71-96.
- NOAA (2014). DMSP-OLS Nighttime lights time series Version 4: Average visible, stable lights, and cloud free coverage. Disponible en: <https://ngdc.noaa.gov/eog/dmsp/downloadV4composites.html> (Acceso en agosto de 2019).
- Noor, A.; Alegana, V.; Gething, P.; Tatem, A.; Snow, R. (2008). Using remotely night-time light as a proxy for poverty in Africa. *Population Health Metrics*, 6(5), 1-13.
- Noy, I. (2009). The macroeconomic consequences of disasters. *Journal of Development Economics*, 88(2), 221-231.
- Noy, I.; Vu, T. (2010). The economics of natural disasters in a developing country: The case of Vietnam. *Journal of Asian Economics*, 21, 345-354.
- Okuyama, Y. (2009). Impact estimation methodology: case studies. Working paper, Global Facility for Disaster Reduction and Recovery and World Bank.
- Oliveira, V. (2019). Natural disasters and economic growth in Northeast Brazil: evidence from municipal economies of the Ceará State. *Environment and Development Economics*, 1-23.
- Panwar, V.; Sen, S. (2020). Examining the economic impact of floods in selected Indian states. *Climate and Development*, 12(3), 281-296.
- Pinkovskiy, M.; Sala-i-Martin, X. (2015). Lights, Camera,...Income! Estimating Poverty Using National Accounts, Survey Means, and Lights. Staff report 669, Federal Reserve Bank of New York.
- Porcelli, F.; Trezzi, R. (2018). The impact of earthquakes on economic activity: evidence from Italy. *Empirical Economics*, 56, 1167-1206.
- Prakash, A.; Shukla, A.; Bhowmick, C.; Beyer, R. (2019). Night-time luminosity: does it brighten understanding of economic activity in India? Reserve Bank of India Occasional Papers, 40(1), 1-24.
- Skidmore, M.; Toya, H. (2002). Do natural disasters promote long-run growth?. *Economic Inquiry*, 40(4), 664-687.
- Strobl, E. (2011). The economic growth impact of hurricanes: Evidence from U.S. coastal counties. *Review of Economic and Statistics*, 93(2), 575-589.
- Sutton, P.; Costanza, R. (2002). Global estimates of market and non-market values derived from nighttime satellite imagery, land cover, and ecosystem service valuation. *Ecological Economics*, 41, 509-527.
- Sutton, P.; Roberts, D.; Elvidge, C.; Melj, H. (1997). A comparison of nighttime satellite imagery and population density for the continental united states. *Photogramm Engineering & Remote Sensing*, 63(11), 1303-1313.
- Toya, H.; Skidmore, M. (2007). Economic development and the impacts of natural disasters. *Economic Letters* 94(1), 20-25.
- Villamizar, A.; Gutiérrez, M.; Nagy, G.; Caffera, R.; Filho, W. (2017). Climate adaptation in South America with emphasis in coastal áreas: the state of the art and case studies from Venezuela and Uruguay. *Climate and Development*, 9(4), 364-382.
- Wang, W.; Cheng, H.; Zhang, L. (2012). Poverty assessment using DMSP/OLS night-time light satellite imagery at a provincial scale in China. *Advances in Spatial Research*, 49(8), 1253-1264.
- Welch, R. (1980). Monitoring urban population and energy utilization patterns from satellite data. *Remote Sensing of Environment*, 9(1), 1-9.

Yonson, R.; Noy, I.; Gaillard, J. (2018). The measurement of disaster risk: An example from tropical cyclones in the Philippines. *Review of Development Economics*, 22(2), 736–765.