



Maestría en Economía
Facultad de Ciencias Económicas
Universidad Nacional de La Plata

TESIS DE MAESTRIA

ALUMNO
Matías Ciaschi

TITULO
Análisis Distributivo Utilizando Información Satelital. El Caso de
Argentina

DIRECTOR
Leopoldo Tornarolli y Leonardo Gasparini (codirector)

FECHA DE DEFENSA
10/30/2018

Análisis distributivo utilizando información satelital. El caso de Argentina

Matías Ciaschi

Tesis de Maestría
Maestría en Economía
Universidad Nacional de La Plata

Director:
Leopoldo Tornarolli
Co-Director:
Leonardo Gasparini

Octubre de 2018

Códigos JEL: D31, I30, I32

1. Introducción

El análisis de las dinámicas de la desigualdad de ingresos y la pobreza es de singular relevancia a la hora de conocer el desarrollo socioeconómico de los países. No en vano se utilizan grandes recursos para financiar encuestas de hogares sumamente útiles para monitorear la evolución de estas variables. Sin embargo, en ocasiones existen problemas ligados a estas encuestas, en particular en países en desarrollo que son justamente los que, en general, poseen peores indicadores de desigualdad de ingresos y pobreza. Las encuestas de hogares, además de ser costosas, son proclives a sufrir problemas ligados tanto a la no respuesta o respuesta incompleta de ingresos como relacionados al alcance geográfico y la representatividad de la muestra. Estos inconvenientes pueden conducir a errores de estimación en los diversos indicadores socioeconómicos. En particular, problemas asociados a la no respuesta de ingresos en deciles altos de la distribución del ingreso tienden a subestimar la desigualdad existente en el país. Por otro lado, problemas de alcance geográfico y representatividad de la muestra son capaces de subestimar los índices de pobreza de una sociedad.

Estas desventajas de las encuestas de hogares incitan a explorar maneras alternativas de monitorear la evolución de la pobreza y la desigualdad de ingresos. Sin ánimo alguno de desacreditar la utilidad de las encuestas de hogares como materia prima para conocer la evolución de estos fenómenos, en este trabajo se propone la utilización de información satelital como instrumento capaz de adicionar información acerca de las dinámicas de dichas variables sociales. En particular, se propone evaluar la utilidad de dicha información como paliativo del limitado alcance geográfico de la Encuesta Permanente de Hogares (EPH) en Argentina. Dicha encuesta de hogar posee información para 31 aglomerados de más de 100.000 habitantes y sólo 10 de ellos se encuentran disponibles de manera comparable desde el año 1992. En consecuencia, el foco del análisis se moverá desde un nivel individual o familiar hacia un nivel de micro áreas geográficas con el fin de evaluar en qué sentido dicha información es capaz de agregar conocimiento acerca de las dinámicas distributivas del caso argentino. Para ello, utilizaremos como insumo datos satelitales de emisión de luminosidad, también llamados “Luces en la noche”, provenientes del *Defense Meteorological Satellite Program* (DMSP) y la *National Oceanic and Atmospheric*

Administration (NOAA). Dicha base de datos contiene información sobre intensidad de luces emitidas desde la Tierra hacia el espacio exterior provenientes de la actividad humana entre los años 1992 y 2013. Estos datos poseen ciertas ventajas respecto a las encuestas de hogares: tiene un menor costo, elimina la posibilidad de no respuesta, posee cobertura global y ofrece una mayor desagregación.

La literatura reciente ha utilizado estos datos de intensidad de luces como proxy de evolución de la actividad económica o de los ingresos, lo que resulta sumamente útil especialmente para aquellos países con cuentas nacionales de baja calidad. A partir de ello, y contando también con información de tipo censal sobre población, en este trabajo pretendemos aproximar el ingreso per cápita mediante la construcción de una variable de intensidad de luces per cápita para realizar un análisis de tipo distributivo sobre la misma. En particular, estaremos evaluando en qué sentido se pueden evaluar tasas de pobreza y medidas de desigualdad utilizando la variable de intensidad de luces per cápita.

Los resultados de este trabajo indican que las mediciones de pobreza y desigualdad calculadas a partir de intensidad de luces per cápita agregan información a sus análogas obtenidas a partir de encuestas de hogares en Argentina. En particular, se encuentra que tanto la tasa de pobreza como el índice de Gini siguen patrones similares utilizando una u otra fuente de información. No obstante, las mediciones de pobreza y desigualdad a partir de intensidad de luces no son capaces de reproducir las constantes caídas en dichos índices que surgen a partir del procesamiento de encuestas de hogares para la década del 2000. La razón detrás de esto parece ubicarse en el hecho de que existe una significativa caída en intensidad de luces en Argentina durante la crisis de 2008-2009. Adicionalmente, y como era esperable dada la naturaleza espacial de los datos satelitales, las estimaciones de pobreza y desigualdad con dichos datos poseen una variación más acotada respecto a aquellas enfocadas a nivel individual o familiar (encuestas de hogares).

2. Antecedentes empíricos

La literatura relacionada a la utilización de información de tipo satelital como insumo para la medición de variables socioeconómicas es sumamente reciente por lo que no abundan

trabajos que utilicen dichos datos con esos fines. Más aún, son todavía más escasos los trabajos que refieran a algún tipo de análisis distributivo utilizando imágenes satelitales.

Por un lado, existen una serie de trabajos tendientes a utilizar la luminosidad emanada al espacio exterior como proxy del crecimiento económico, remarcando su utilidad para países cuya calidad de información de cuentas nacionales resulta dudosa. El primer trabajo que es posible mencionar al respecto se encuentra en Sutton et al (2007), donde los autores encuentran una correlación de alrededor de 70% entre la evolución de los valores de luminosidad y PBI a nivel provincial (estatal) entre los años 1992 y 2000 para Estados Unidos, Turquía, India y China. Adicionalmente, Sutton et al (2007) encuentran que dicha correlación se refuerza al realizar ciertos controles adicionales quitando valores extremos y controlando por población de cada provincia. Luego de este incipiente uso de información satelital como aproximación del crecimiento económico, es posible mencionar el trabajo de Chen y Nordhaus (2011) como el primero en establecer un modelo estadístico formal para el análisis de la utilidad de la intensidad de luces a la hora de predecir variaciones en el PBI. Los autores proponen un novedoso enfoque en el cual el PBI “verdadero” es estimado como una combinación de PBI de cuentas nacionales y luminosidad satelital. Luego, se estiman mediante un modelo formal las participaciones de estos dos componentes. El trabajo muestra cómo la intensidad de luces agrega información útil para predecir el crecimiento económico entre los años 1992 y 2008 de manera más precisa, en especial para países con cuentas nacionales débiles. Siguiendo con esta línea, se encuentra tal vez el trabajo más conocido relativo al uso de luminosidad como proxy del crecimiento económico. En Henderson et al (2012) se presenta un enfoque estadístico similar al que es posible encontrar en Chen y Nordhaus (2011). Sin embargo, representa hasta la fecha el artículo capaz de identificar con mayor robustez una fuerte relación entre crecimiento del PBI y variación en la intensidad de luces. Los autores encuentran que tanto la evolución de la luminosidad en sí como del porcentaje del área geográfica con luminosidad positiva son fuertes predictores del crecimiento económico en el periodo 1992-2008, incluso realizando variados controles por otros factores capaces de afectar las dinámicas del PBI. Adicionalmente, en Henderson et al (2012) es posible identificar un análisis claro acerca de las razones por las cuales la evolución de intensidad de luces es capaz de predecir cambios en el PBI pero el nivel de emisión de luces no permite identificar niveles de producto:

razones poblacionales, geográficas y hasta culturales afectan los valores de luminosidad, por lo cual la comparación entre países mediante esa variable no puede ser tan directa.

Por otro lado, existen una serie de trabajos tendientes a utilizar la evolución de intensidad de luces como aproximación del desarrollo económico local no como un fin en sí mismo sino con el objetivo de encontrar un factor de explicación del mismo ya asumiéndolo como buen proxy del ingreso per cápita. Uno de ellos se encuentra en Michalopoulos y Papaioannou (2012), donde se estima la relación entre instituciones pre-coloniales en países africanos y desarrollo actual aproximado por evolución en luminosidad. Explotando variaciones hacia dentro de los países, los autores encuentran un mayor crecimiento económico para regiones donde históricamente existieron instituciones más centralizadas y jerárquicas. Adicionalmente, dentro de este grupo de trabajos es posible mencionar a Hodler y Raschky (2014) donde se evalúa en qué medida existe favoritismo político de los líderes cuando ganan una elección. Más específicamente, los autores encuentran cómo los gobernantes benefician relativamente más a sus localidades de origen al llegar al poder. Dicho beneficio es medido a través de variaciones promedio de la intensidad de luces per cápita por localidad, representando el primer trabajo interesado en la importancia de medir luminosidad promedio por persona.

Por último, dentro de los trabajos interesados en utilizar la información satelital de intensidad de luces con el fin de realizar análisis distributivos es posible comenzar mencionando a Elvidge et al (2009). Allí, los autores estiman un mapa global de pobreza para el año 2004 a nivel país teniendo en cuenta el porcentaje de píxeles dentro de cada nación con luminosidad nula y, luego, ajustando esa proporción mediante tasas de pobreza reportadas por el Banco Mundial. Si bien en el trabajo no se evalúa una serie de tasa de pobreza ni se realiza un análisis geográfico más desagregado, ciertamente representa el primer análisis distributivo utilizando este tipo de información satelital. Más adelante, Mveyange (2015) utiliza información de luminosidad para estimar desigualdad regional en países africanos. El autor encuentra que la desigualdad en la región cayó entre 2000-2012 midiéndola a partir de dicha fuente, a diferencia de los resultados provenientes de estimaciones de encuestas de hogares en los cuales se incrementó la dispersión de ingresos. Adicionalmente, el trabajo muestra que el canal de mayor importancia para esta caída en la

desigualdad se encuentra en la dinámica de la desigualdad hacia dentro de los países. En el artículo de Pinkovsiy y Sala i Martin (2016) se utiliza información satelital sobre intensidad de luces como proxy del PBI y se plantea un modelo similar al presente en Henderson et al (2012) para combinar dicha información con aquella proveniente de cuentas nacionales. Luego de estimar el “PBI verdadero”, utilizan a éste como variable de ingreso para computar tasas de pobreza a un dólar PPA a nivel nacional para varios países del mundo. Por último, el análisis distributivo más novedoso posiblemente se encuentre en el trabajo de Jean et al (2016). En dicho artículo, la información satelital sobre intensidad de luces es combinada con imágenes obtenidas desde el espacio exterior en horas del día. De esta manera, los autores no sólo tienen información sobre luminosidad promedio por localidad sino también son capaces de identificar otras características relativas a la disponibilidad de ciertos activos en la zona. Luego de computar tasas de pobreza utilizando esos datos, los resultados arrojan una fuerte relación entre esta información combinada y la tasa de pobreza estimada mediante encuestas de hogares para un grupo de países africanos.

3. Datos y Metodología

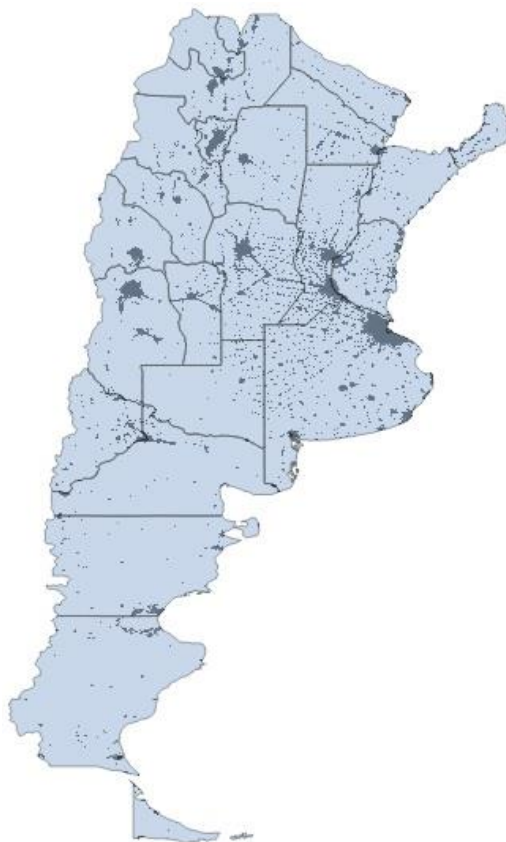
La información satelital acerca de intensidad de luces emitidas al espacio exterior proviene del *Defense Meteorological Satellite Program* (DMSP) dependiente de la Fuerza Aérea de Estados Unidos y la *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA). Estos institutos poseen satélites orbitando la Tierra con información disponible al público entre los años 1992 y 2013. Estos observan cada punto del planeta todas las noches en algún momento entre las 8:30 y las 10 pm, hora local. El mismo NOAA se encarga de procesar los datos obtenidos de esta manera removiendo “ruidos” tales como meses del año en el que el sol se pone tarde, cobertura de nubes y otras formas de fuentes de luces naturales ajenas a la actividad humana, como pueden ser volcanes o incendios. Finalmente, los datos obtenidos por cada satélite en cada año se obtienen de promediar el valor correspondiente a cada una de las noches válidas, es decir, aquellas que sobrevivieron a la remoción de “ruidos”.

En definitiva, poseemos una base de datos en la que se identifica cada píxel del territorio nacional y la intensidad de luces en ellos. Estos píxeles poseen una extensión de 30 arco segundos (aproximadamente un kilómetro cuadrado en el ecuador)¹. La variable de intensidad de luces toma valores enteros en un rango que va de 0, en píxeles donde los satélites no captan luminosidad, a 63 (luminosidad máxima). En los datos, una fracción muy pequeña de píxeles posee esta censura en cuanto a su límite superior: 0.04% en 1992 y 0.15% en 2013. Por otro lado, dentro de los píxeles con valores de luminosidad igual a cero encontramos observaciones que poseen intensidades de luces tan bajas que los satélites no pueden captar así como observaciones donde realmente la luminosidad es nula. Por esta razón no podemos identificar la heterogeneidad existente en cuanto a luminosidad dentro del universo de píxeles con valores nulos de dicha variable.

La intensidad de luces reportada en cada píxel del territorio refleja el consumo tanto en el interior como en el exterior de las viviendas. Las luces reportadas fuera de ellas suelen estar, en parte, ligadas a cuestiones de infraestructura como podría ser el alumbrado público. Salvo en el caso de la ocurrencia de eventos catastróficos, este componente no debería cambiar fuertemente en el tiempo o en todo caso debería estar asociado a la evolución de la tendencia del grado de desarrollo de un país, más que a fluctuaciones cíclicas. Las luces al interior de las viviendas, en cambio, o incluso aquellas al exterior de las mismas pero que tienen que ver con emprendimientos privados (como teatros, hoteles, eventos, etc.), sí parecen estar más asociadas a componentes cíclicos del ingreso de un país, y por ende es en estos casos donde vamos a observar una mayor variabilidad en el tiempo. Dado que prácticamente todo tipo de consumo requiere, directa o indirectamente, algún tipo de luces, a medida que el ingreso de un área se incrementa es esperable que así también lo haga el uso de luces por persona al menos en promedio. En la Figura 1 es posible observar un mapa que muestra la distribución geográfica de la intensidad de luces para Argentina.

¹ La extensión en metros de cada arco segundo depende de la latitud geográfica. En el caso de Argentina, cada arco segundo representa aproximadamente 0.8 kilómetros cuadrados en sus límites más septentrionales, 0.32 kilómetros cuadrados en su límite sur y 0.64 kilómetros cuadrados para latitudes semejantes a la ciudad de Buenos Aires.

Figura 1. Distribución geográfica de intensidad de luces en Argentina.



Otro punto a tener en cuenta respecto a los datos asociados a la intensidad de luces radica en el hecho de que dicha variable toma valores altos no sólo en píxeles donde habitan poblaciones más ricas en ingreso, sino también en aquellos donde la densidad poblacional es mayor. Es por esta razón que, por ejemplo, podríamos encontrar un valor promedio de intensidad de luces menor en países desarrollados respecto a otros países donde se conoce que su nivel de ingreso promedio es marcadamente menor. Este hecho posee dos implicancias: primero, la información sobre luminosidad emanada por cada píxel sólo ofrece, por sí sola, una buena aproximación de la evolución del ingreso, pero no de su nivel (Henderson et al, 2012). Segundo, es necesario realizar algún tipo de control por población. Consecuentemente, en este trabajo se utiliza información sobre población también a nivel de píxel de manera de computar intensidad de luces per cápita (en adelante, llamaremos a esta variable simplemente “intensidad de luces”), y luego se evalúa la evolución de dicha

variable en términos distributivos. Los datos de población para cada píxel del territorio provienen de la *Gridded Population of The World*, dependiente de la *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) y el *Center for International Earth Science Information Network* (CIESIN) de la Universidad de Columbia. Esta información está basada en censos nacionales y están disponibles cada cinco años desde 1990. Con el fin de obtener el valor de la población en cada píxel para cada año entre 1992 y 2013, realizamos una interpolación lineal a partir de los datos de población obtenidos de la misma manera que lo hacen Hodler y Rashky (2014).

Las fuentes de información anteriormente mencionadas utilizadas en este trabajo se encuentran en formato de imágenes. Para obtener una base de datos numérica a partir de las imágenes satelitales utilizamos el software *QGIS*. Como este trabajo se enfoca en lo ocurrido en Argentina, fue necesario identificar los límites del país dentro de las imágenes satelitales. En este sentido, se utilizan archivos que contienen información sobre la ubicación geométrica de las entidades geográficas (shapefiles) provenientes de la base de datos *Global Administrative Areas* (GADM) teniendo la precaución de que los mismos contengan la misma proyección global que los datos relativos a la emisión de luces y población por píxel. Estos shapefiles nos permiten identificar a qué localidad dentro de cada provincia pertenece cada píxel. De esta manera es posible reconstruir, de manera aproximada, tanto los aglomerados urbanos de la EPH (Encuesta Permanente de Hogares) como también una definición de urbanidad más amplia incluyendo otros núcleos urbanos y permitiendo la comparabilidad entre ambos conjuntos de aglomerados. Una ventaja adicional de utilizar este tipo de información satelital para análisis de tipo distributivo radica en que, a diferencia de prácticamente todas las encuestas de hogares, es posible identificar las observaciones (píxeles) a lo largo de todo el periodo. Es decir, podemos determinar la evolución en la intensidad de luces para cada píxel del territorio.

Un punto importante concerniente a los datos disponibles radica en el hecho de que para que sea posible la utilización de información de tipo satelital para realizar análisis distributivos es necesario cambiar el nivel de análisis respecto a aquel que posibilitan las encuestas de hogares. En particular, estas últimas se poseen información a nivel individual o familiar mientras que los datos satelitales se encuentran a nivel micro geográfico (píxel).

Es por esta razón, que el análisis presentado en este trabajo debe interpretarse como un complemento de aquel realizado mediante la EPH argentina y no como sustituto del mismo.

Por último, y atendiendo a las particularidades del caso argentino, el considerable abaratamiento del precio de la energía eléctrica ocurrido desde, aproximadamente, el año 2006 podría sesgar las estimaciones presentadas en este trabajo. Más precisamente, dicho fenómeno permite que sea cada vez más accesible consumir cierto umbral de intensidad de luces por lo que, por ejemplo, las tasas de pobreza medidas por dicha variable podrían estar subestimadas. Por esta razón, se decidieron ajustar los valores de intensidad de luces por la evolución del consumo residencial eléctrico de cada provincia multiplicado por la elasticidad precio estimada de acuerdo a la literatura relacionada al tema, en particular Hancevic y Navajas (2013)². Para ello, se utilizó información proveniente del Ministerio de Energía y Minería de la Nación.

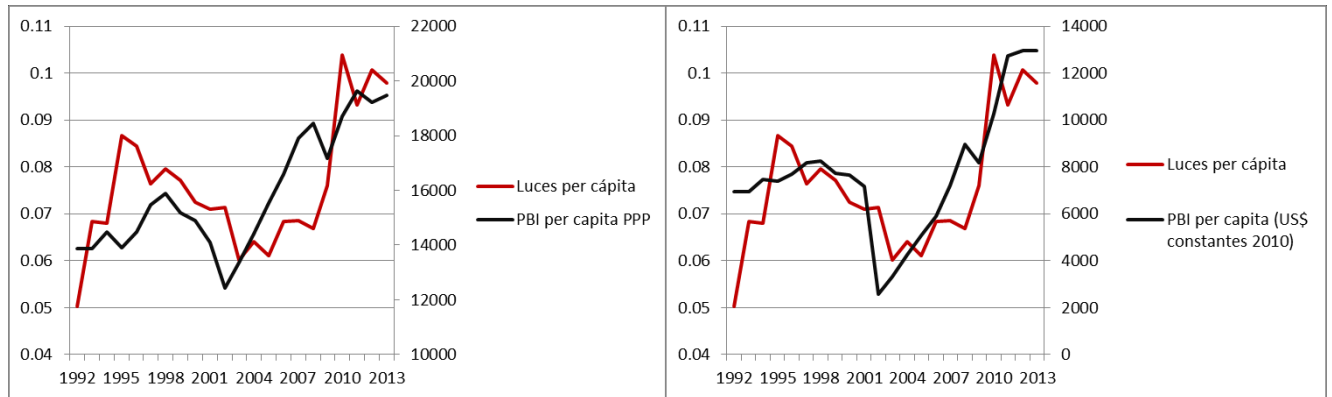
4. Intensidad de luces como variable de bienestar

En esta sección se discute en qué medida la variable computada de intensidad de luces puede representar el bienestar en las micro áreas geográficas analizadas. Como fuera mencionado en la Sección 2, los antecedentes empíricos muestran cómo la evolución en la luminosidad (sin controlar por población) representa un buen proxy de la actividad económica de los países. Antes de realizar cualquier tipo de análisis para el caso de Argentina, nos interesa en qué medida nuestra variable de intensidad de luces está relacionada con el PBI per cápita del país de manera de poder pensar a la primera como aproximación del ingreso per cápita en cada micro área geográfica. La Figura 1 muestra la evolución conjunta de la variable de luminosidad agregada y el PBI per cápita, a paridad de poder de compra y a dólares constantes, obtenidos del WDI del Banco Mundial. La correlación existente entre las series es de 70% en el primer caso y 77% en el segundo, representando valores similares a los que encuentra la literatura. Más allá de esta evolución similar de las series, es necesario destacar la caída en intensidad de luces agregada para el país durante la crisis 2008-2009. Como veremos más adelante, este hecho no será inocuo a

² Los autores estiman una elasticidad precio del consumo eléctrico de alrededor 0.25 en valor absoluto.

la hora de realizar las estimaciones de pobreza y desigualdad considerando dicha variable como medida de bienestar.

Figura 1. Relación entre intensidad de luces y PBI per cápita.



Fuente: elaboración propia en base a NOAA, CIESIN y WDI del Banco Mundial.

Como se explicó anteriormente, la variable de intensidad de luces computada en este trabajo posee un componente poblacional ya que se calcula per cápita. Esto se ha hecho así por por dos motivos: por un lado, como establece la literatura, el nivel de intensidad de luces sin componentes poblacionales (es decir, sin dividirlo por población) no representa una buena aproximación del ingreso total en un país o área; y por otro, y más importante, intentamos establecer en qué cuantía el desarrollo económico de cada micro área geográfica beneficia, en promedio, a cada persona que habita en ella. De esta manera, podemos pensar a nuestra variable como proxy del ingreso per cápita de cada píxel geográfico. Llegado a este punto es necesario enfatizar el hecho de que la información disponible permite aproximar el bienestar de cada individuo habitando en cada píxel sólo en promedio. Sin embargo, se desconoce cuál es la distribución del ingreso per cápita aproximado de esta manera al interior de cada micro área. En este trabajo se supone que la misma es homogénea dentro de cada píxel, de manera que toda la población que habita en él se asume con el mismo nivel de ingreso o bienestar.³

³ Este podría ser un supuesto fuerte en áreas de marcada segregación espacial en las cuales cabe la posibilidad que un píxel contenga población que habita en circunstancias heterogéneas, más allá de su proximidad geográfica.

Naturalmente, las características propias de la variable de intensidad de luces se trasladan al análisis de las dinámicas de las estimaciones de pobreza y desigualdad cuando se utiliza la misma con ese propósito. Primeramente, es necesario subrayar que todo análisis de este tipo utilizando información satelital es de carácter espacial, no individual. Más allá de que los datos disponibles permiten un nivel de desagregación geográfica considerable, cualquier estudio a partir de ellos sólo converge al análisis individual sin dejar de ser el mismo de tipo espacial. Es por esta razón que, al computar medidas de desigualdad, no es factible identificar la posible dispersión en ingresos aproximados existente dentro de cada píxel y sólo se considerará variabilidad en la intensidad de luces promedio de cada uno de ellos. Si bien cada micro área geográfica tendrá en las estimaciones de desigualdad un peso adecuado a la población que contiene, ciertamente sólo se computará dispersión de luminosidad promedio entre píxeles. En cuanto a las estimaciones de pobreza a partir de intensidad de luces, el hecho de que la unidad de análisis se encuentre a nivel de píxel tiene también sus implicancias. Debido a que el objetivo del trabajo radica en computar la tasa de pobreza por intensidad de luces, consideraremos como pobre a toda la población perteneciente a píxeles cuya luminosidad promedio se encuentre por debajo de cierta “línea de pobreza de luces” y como no pobre en caso contrario. Al hacer esto, el supuesto de homogeneidad dentro de cada micro área en la distribución de luminosidad es sumamente importante ya que se asume que todos los individuos pertenecientes a cada una de ellas se encuentran en la misma situación de suficiencia o insuficiencia de ingresos.

Por último, es necesario tener en cuenta que este trabajo se abstrae de otro tipo de discusiones concernientes al uso de información satelital de intensidad de luces como medida de bienestar. Como fue mencionado en la Sección 3, la emisión de luces durante la noche refleja actividad dentro y fuera de la vivienda ya sea privada o pública. Adicionalmente, la actividad económica realizada durante el día no es captada por esta información. Este trabajo no tiene como objetivo evaluar consumo eléctrico privado versus público ni consumo eléctrico durante la noche versus durante el día. Tampoco se pretende identificar en qué medida factores ligados al progreso tecnológico o economías de escala son capaces de afectar la demanda de electricidad. A medida que el ingreso de las personas crece, es esperable que lo haga así también el consumo eléctrico y, por ende, la intensidad

de luces en un área geográfica determinada y ese fenómeno es el que se intenta explotar aquí.

5. Tasa de pobreza a partir de intensidad de luces

En esta sección, se presentan los resultados de las estimaciones de pobreza mediante intensidad de luces para Argentina entre 1992 y 2013. A grandes rasgos, dichas estimaciones siguen una evolución similar a aquellas que utilizan información proveniente de encuestas de hogares a nivel individual. Ambas fuentes reportan un incremento en la tasa de pobreza en la década de 1990, seguido de una caída en la misma para la primera década del siglo XXI y, por último, un estancamiento en la caída de la tasa pobreza para los años posteriores a 2010. Sin embargo, debido a la naturaleza más de tipo espacial de los datos satelitales, la variación de la tasa de pobreza utilizando dicha fuente de información es más acotada respecto a la que surge de cálculos mediante ingresos individuales de la EPH. Esto último puede ser explicado principalmente por dos razones: el componente más estructural de la variable de intensidad de luces respecto a las variables de ingreso y, principalmente, al cambio en el nivel de análisis que implica el uso de información satelital desde un nivel individual a uno de micro áreas geográficas. A su vez, debido a la caída en intensidad de luces agregada durante la crisis de 2008-2009, la serie estimada de tasa de pobreza mediante datos satelitales posee un incremento durante dichos años. En consecuencia, los cálculos de pobreza utilizando intensidad de luces no reportan una caída continua en dicho indicador para la década del 2000 como sí es posible estimar mediante ingresos individuales de la EPH.

Un punto crucial de este análisis radica en la elección de la línea de pobreza por luces. Cuando se trabaja con datos de ingresos individuales provenientes de encuestas de hogares, típicamente se establecen canastas alimentarias necesarias para alcanzar ciertos requerimientos calóricos mínimos, luego se valorizan y se considera como pobre a toda persona cuyos ingresos no logren alcanzar el valor de dichas canastas. Naturalmente, no existe un procedimiento similar para establecer umbrales de pobreza cuando utilizamos datos satelitales de intensidad de luces. Es por esta razón que, siguiendo a Elvidge et al

(2009), en este trabajo consideraremos como pobres a toda la población ubicada en píxeles con luminosidad nula. Esto podría traer aparejados errores de inclusión al considerar como pobres a personas ubicadas en micro áreas geográficas muy escasamente pobladas con niveles de ingresos altos⁴. Es por ello que, en resultados no presentados aquí, se computaron tasas de pobreza dejando fuera de la muestra aquellos píxeles muy escasamente poblados, utilizando varios criterios de corte. Los resultados obtenidos son similares a los que se muestran en este apartado⁵. Las ventajas de utilizar el criterio anteriormente mencionado para establecer la línea de pobreza por intensidad de luces son las siguientes: por un lado, establece una pauta bastante clara respecto a qué píxeles se considerarán pobres; y, por otro, da como resultado una tasa de pobreza para aglomerados urbanos pertenecientes a la EPH similar a la computada por SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial) al inicio del periodo de análisis, que es de aproximadamente 13%. En consecuencia, y a los fines comparativos, ambas series poseerán un punto de partida común. Una vez establecido dicho umbral, el cómputo de la tasa de pobreza por luces se realiza simplemente estableciendo la proporción de la población total que se ubica en píxeles debajo de la línea de pobreza por intensidad de luces.

De acuerdo a la información disponible, es posible computar dicha tasa para el total nacional, aglomerados urbanos semejantes a los de la EPH y aglomerados urbanos en general. Como fue mencionado anteriormente, es posible identificar a qué partidos o departamentos pertenece cada observación, es decir, cada píxel. De esta manera, podemos replicar de manera aproximada los aglomerados existentes en la EPH en nuestra base de datos. A partir de esta identificación, se construye la tasa de pobreza por luces “Urbana-EPH”. Adicionalmente, y a partir de datos del INDEC (Instituto Nacional de Estadísticas y Censos) y de *World Development Indicators* (WDI) del Banco Mundial, se identifica de manera aproximada otros aglomerados urbanos no considerados en la EPH. La información proveniente de WDI es útil para conocer el porcentaje de población rural en cada año en Argentina, mientras que del INDEC es posible obtener el ordenamiento de todas las

⁴ En el extremo, si en un píxel habita sólo una persona, cabe la posibilidad que los satélites no sean capaces de captar la actividad en término de luces de esa sola persona más allá de que ella tenga ingresos altos.

⁵ Como prueba de robustez se computó la tasa de pobreza por luces considerando como pobre a la población perteneciente a píxeles con intensidad de luces positiva hasta agrupar al 13% de la población perteneciente a ese grupo. Los resultados obtenidos sólo difieren en nivel respecto a los presentados, no así en tendencias.

ciudades argentinas por su población. Luego, simplemente consideramos urbanos a todos los partidos o departamentos que incluyen a una o más de dichas ciudades hasta acumular el porcentaje de población urbana obtenido a partir de WDI. Se identifica a la tasa de pobreza resultante como “Urbana-Total”.

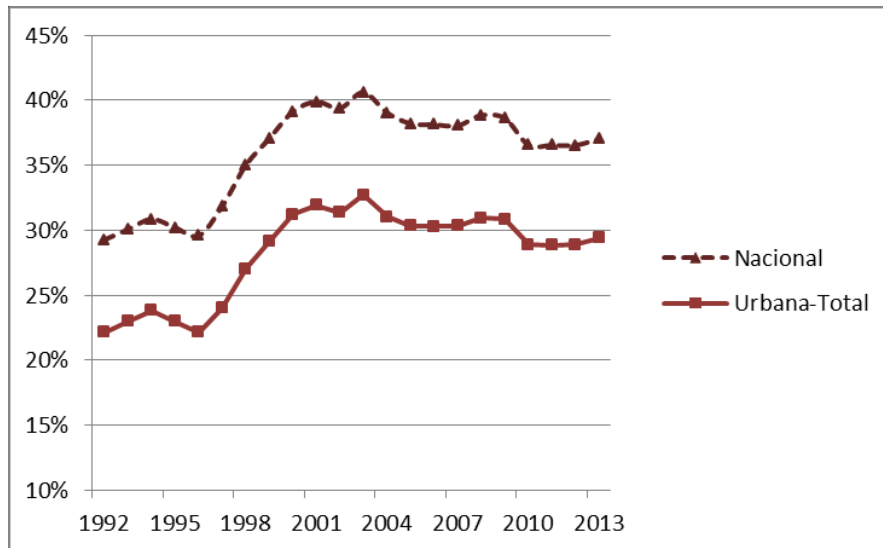
La tasa de pobreza Nacional, Urbana-Total y Urbana-EPH estimadas mediante intensidad de luces se encuentran representadas en la Tabla 1 y Figuras 2 y 3.

Tabla 1. Tasas de pobreza por intensidad de luces.

Año	Tasas de pobreza		
	Nacional	Urbana-Total	Urbana-EPH
1992	29.27%	22.15%	13.13%
1993	30.06%	22.98%	13.98%
1994	30.85%	23.81%	14.83%
1995	30.21%	22.97%	13.60%
1996	29.58%	22.13%	12.37%
1997	31.83%	24.02%	12.93%
1998	34.99%	27.04%	14.74%
1999	37.05%	29.12%	16.17%
2000	39.11%	31.20%	17.60%
2001	39.89%	31.93%	18.44%
2002	39.39%	31.38%	17.87%
2003	40.61%	32.70%	19.08%
2004	39.03%	31.05%	17.67%
2005	38.21%	30.34%	16.97%
2006	38.13%	30.30%	16.89%
2007	38.05%	30.34%	17.05%
2008	38.84%	30.96%	17.47%
2009	38.61%	30.83%	17.65%
2010	36.56%	28.88%	16.11%
2011	36.55%	28.85%	16.02%
2012	36.54%	28.90%	16.04%
2013	37.04%	29.39%	16.41%

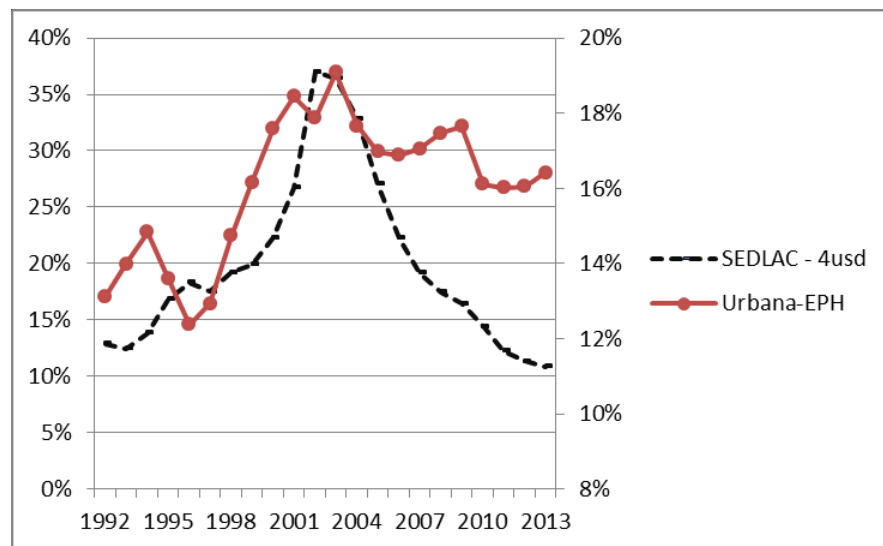
Fuente: elaboración propia en base a NOAA y CIESIN.

Figura 2. Tasas de pobreza por intensidad de luces. Nacional y Total Urbano.



Fuente: elaboración propia en base a NOAA y CIESIN.

Figura 3. Tasa de pobreza por intensidad de luces para Urbano-EPH y por ingresos.



Fuente: elaboración propia en base a NOAA y CIESIN y SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial).

Las tres alternativas de tasas de pobreza que se han computado, en principio, siguen una tendencia similar: presentan un crecimiento durante la década de 1990, seguido de un decrecimiento en las mismas para el primer decenio de los años 2000 y, por último, un estancamiento en dicha caída para los últimos años de la serie e incluso un incipiente

crecimiento. No obstante, la caída en los valores de intensidad de luces agregadas para Argentina mencionadas anteriormente para el periodo de crisis 2008-2009 genera un incremento en la tasa de pobreza que no permite una caída constante de dicho indicador durante la década del 2000.

Más allá de estas dinámicas similares, queda claro que la tasa de pobreza Urbana-EPH presenta valores menores durante toda la serie respecto a su análoga Urbana-Total, a la vez que esta última siempre se encuentra por debajo de la tasa de pobreza Nacional⁶. Por otro lado, y evaluando con más detalle las evoluciones de estos indicadores, en un contexto en que los mismos se incrementaron, como ocurrió en la década de 1990, es posible observar cómo la tasa de pobreza Urbana-EPH presenta un menor crecimiento a sus análogas incluyendo más aglomerados y todo el país. En consecuencia, la participación de los aglomerados urbanos identificados en la EPH en la pobreza total del país fue cayendo en la última década del siglo pasado. Sin embargo, este diferencial en las evoluciones de las tasas de pobreza no se mantiene para los años siguientes del análisis. En particular, cuando dichos índices mejoraron en la primera década de los años 2000, lo hacen a un ritmo similar para las tres alternativas computadas. Es decir, la recuperación económica acontecida en la primera década del siglo XXI parece haber beneficiado, en términos de menores tasas de pobreza, de forma semejante tanto a aglomerados urbanos identificados en la EPH como a la mayoría de los centros urbanos del país.

Con el fin de contextualizar los resultados encontrados, cabe aclarar que los mismos no difieren demasiado en su evolución respecto a las estimaciones de pobreza por ingresos a partir de la EPH reportadas por el proyecto SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial). El coeficiente de correlación entre la tasa de pobreza Urbano-EPH por intensidad de luces y la tasa de pobreza por ingresos de SEDLAC es de 67% para la serie completa, incrementándose a valores entre 76% y 92% si no consideramos los años cercanos a la crisis de 2008-2009 en los cuales la tasa de pobreza se incrementa. A partir de estos resultados, es posible pensar que la información proveniente de encuestas de hogares y

⁶ Si bien este resultado podría ser interpretado como evidencia acerca de que la pobreza de tipo rural en Argentina es mayor que su análoga urbana, dentro de esta discusión están involucrados temas referidos a la definición de una línea de pobreza rural adecuada considerando, por ejemplo, las condiciones de acceso al servicio eléctrico de esas zonas.

aquella de tipo satelital difieren en el sentido de que estas últimas no son capaces de captar en igual cuantía la fuerte caída en la tasa de pobreza que reporta la EPH en la primera década del presente siglo. Más allá de esto, las tendencias y periodos de cambio de las tasas de pobreza utilizando una u otra fuente de información son similares. Por otro lado, las diferencias en el ritmo de dichas evoluciones posiblemente estén asociadas al diferente nivel de análisis en que hacen foco ambas fuentes de información.

6. Desigualdad estimada mediante intensidad de luces

En este apartado, se presenta la evolución de la desigualdad estimada a partir del índice de Gini sobre intensidad de luces para Argentina entre 1992 y 2013⁷. Adicionalmente, presentaremos mediante Curvas de Incidencia del Crecimiento (CIC) la evolución de cada decil de la distribución de intensidad de luces en diferentes periodos⁸. Nuevamente, es necesario recordar que las medidas de desigualdad estimadas aquí son de tipo espacial. Es decir que, si bien las micro áreas geográficas (píxeles) que utilizamos como unidad de análisis son lo suficientemente pequeñas para converger en buena medida a un estudio en que la unidad de análisis está representada por el individuo o su familia, ciertamente el análisis no deja de ser comparativo entre las mencionadas áreas geográficas. Adicionalmente, en esta sección se omitirá la presentación de las estimaciones de desigualdad nacionales. La razón de esta omisión radica en la necesidad de utilizar valores positivos de intensidad de luces para estimar desigualdad. Debido a esto, gran parte de la población rural queda excluida del análisis al poseer valores nulos de intensidad de luces, por lo que las estimaciones de desigualdad para definiciones de urbanidad que incluyan más aglomerados que aquellos representados en la EPH serían muy similares a las mismas para el total Nacional. En consecuencia, en el análisis de la desigualdad por intensidad de luces se comparará la evolución de la misma para aglomerados incluidos en la EPH respecto a una definición más amplia de urbanidad que comprende aglomerados adicionales, tal como fueran definidos en la sección anterior. Los resultados encontrados en

⁷ En resultados no presentados aquí, se han removido observaciones de valores extremos de la distribución de intensidad de luces no cambiando significativamente los resultados respecto a que se exponen.

⁸ Tanto en el cómputo de los índices de Gini como de las CIC, los píxeles han sido ponderados por la población que habita en ellos de manera que los mismos representen lo más adecuadamente posible la distribución de la población.

este apartado sugieren un incremento en la desigualdad medida por intensidad de luces en la década de 1990, seguido de un decrecimiento en la misma para década siguiente y, por último, una tendencia aproximadamente constante para los últimos años bajo análisis. Estas dinámicas resultan similares a las estimaciones de índice de Gini sobre el ingreso per cápita familiar computado por el proyecto SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial) utilizando microdatos de la EPH. Debido a la naturaleza de los datos satelitales, el rango de variación del índice de Gini computado con esta información es menor respecto al que es posible calcular con ingresos individuales. Otra diferencia entre las estimaciones de desigualdad utilizando ambas fuentes de datos radica en el hecho de que la misma no cae de manera constante durante la década del 2000 utilizando intensidades de luces. Como fuera mencionado anteriormente, la principal explicación detrás de esto se encuentra en la caída en los valores de intensidades de luces agregadas para Argentina durante los años de crisis 2008-2009.

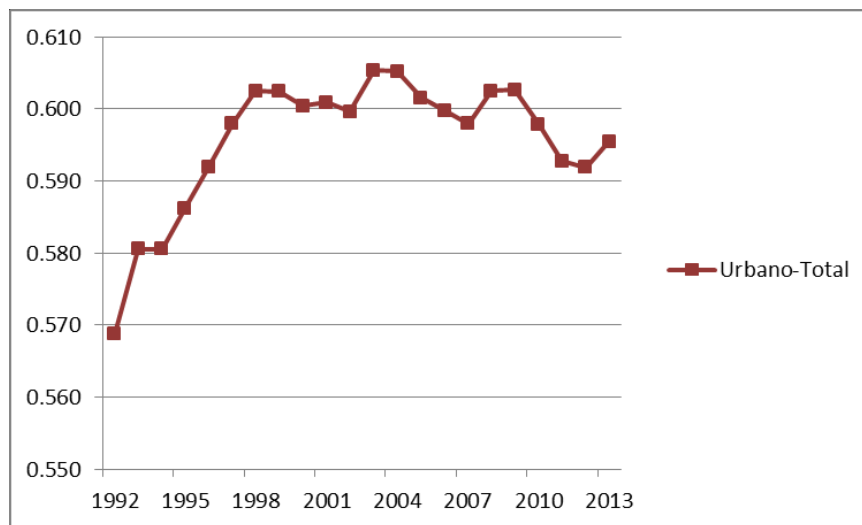
Los resultados asociados a las estimaciones de índices de Gini teniendo en cuenta los aglomerados representados en la EPH y utilizando una definición de urbanidad más inclusiva, pueden encontrarse en la Tabla 2 y Figuras 4 y 5.

Tabla 2. Índices de Gini urbanos.

Año	Índices de Gini	
	Urbano-Total	Urbano-EPH
1992	0.569	0.527
1993	0.581	0.533
1994	0.581	0.533
1995	0.586	0.541
1996	0.592	0.550
1997	0.598	0.562
1998	0.602	0.569
1999	0.602	0.566
2000	0.600	0.565
2001	0.601	0.566
2002	0.600	0.570
2003	0.605	0.572
2004	0.605	0.575
2005	0.602	0.561
2006	0.600	0.553
2007	0.598	0.550
2008	0.602	0.560
2009	0.603	0.563
2010	0.598	0.552
2011	0.593	0.558
2012	0.592	0.554
2013	0.595	0.559

Fuente: elaboración propia en base a NOAA y CIESIN.

Figura 4. Índice de Gini Total Urbano.



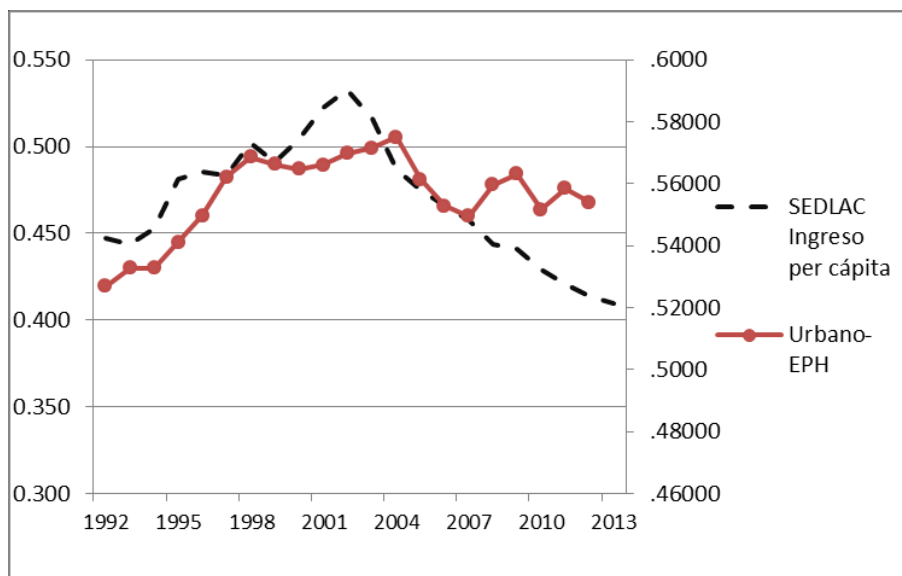
Fuente: elaboración propia en base a NOAA y CIESIN.

A partir de los resultados presentados, queda claro que la desigualdad en intensidad de luces medida a partir del índice de Gini es menor para aglomerados urbanos incluidos en la EPH durante toda la serie, respecto a su análogo teniendo en cuenta centros urbanos adicionales. Si bien durante la década de 1990 esta diferencia en niveles se mantuvo relativamente constante dando indicios de que la desigualdad medida de esta manera se incrementó a ritmos similares para ambos grupos de aglomerados, no ocurrió lo mismo en el primer decenio del nuevo siglo. En particular, durante los años 2000, el índice de Gini que considera sólo áreas geográficas pertenecientes a aglomerados urbanos identificados en la EPH experimentó una caída mayor respecto a su análogo que incluye más centros urbanos. En consecuencia, es posible pensar que la recuperación económica ocurrida a comienzos del presente siglo en el país benefició en mayor medida, en términos de una mayor igualdad, a aglomerados urbanos incluidos en las encuestas de hogares argentinas respecto a centros urbanos no incluidos en las mismas.

Tomando como referencia la dinámica de la desigualdad de ingresos medida por el índice de Gini sobre el ingreso per cápita familiar utilizando información proveniente de la EPH del proyecto SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial), es posible observar en la Figura 4 cómo el índice de Gini computado sobre intensidad de luces posee tendencias similares al mismo medido por ingresos, aunque con variaciones más pequeñas. El coeficiente de correlación entre las estimaciones de desigualdad usando ambas fuentes de información es de alrededor de 68%, incrementándose a un 88% cuando no se consideran años cercanos a la crisis de 2008-2009. Como fuera mencionado anteriormente, al comparar el índice de Gini mediante ingreso per cápita familiar respecto a aquel computado a partir de intensidad de luces se están contrastando medidas de desigualdad individuales o familiares versus espaciales. Teniendo en cuenta este punto, un posible ejercicio de comparación entre ambas series radica en evaluar índices de desigualdad a partir de valores promedio de los aglomerados urbanos disponibles en la EPH de manera de utilizar la misma unidad de análisis. Tal como se representa en la Figura 5.1, existe una correlación de 72% entre los índices de Gini a nivel aglomerado utilizando promedios de ingreso per cápita familiar e intensidad de luces, a pesar de que ambas medidas comienzan a diferir en los últimos años. Al igual que en la sección anterior en la que se computó la tasa de pobreza por intensidad de luces, este resultado sugiere que las estimaciones de desigualdad a partir de información

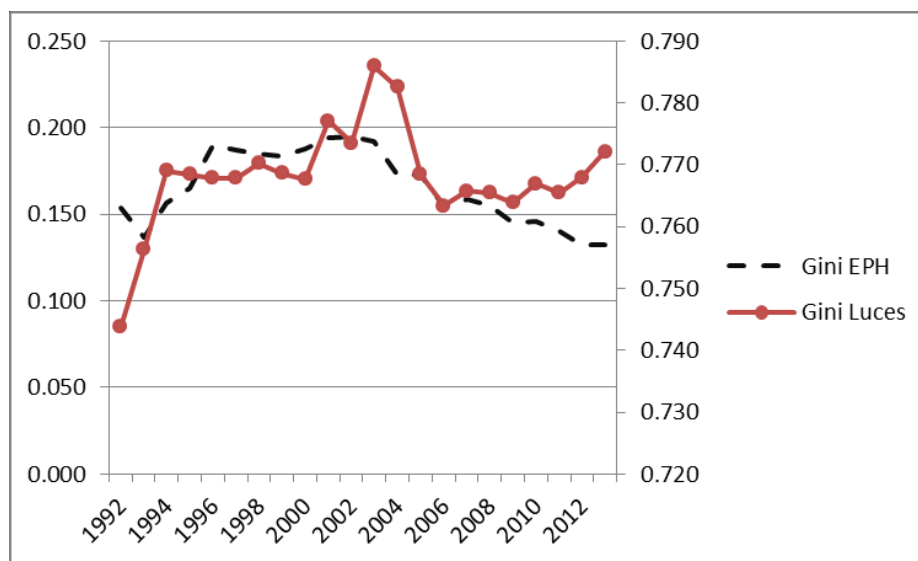
satelital no logran captar en igual cuantía el fuerte descenso en la desigualdad de ingresos reportado en la EPH.

Figura 5.1. Índice de Gini por intensidad de luces para Urbano-EPH y por ingresos.



Fuente: elaboración propia en base a NOAA, CIESIN y SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial).

Figura 5. Índices de Gini a nivel aglomerado por ingreso per cápita familiar e intensidad de luces.



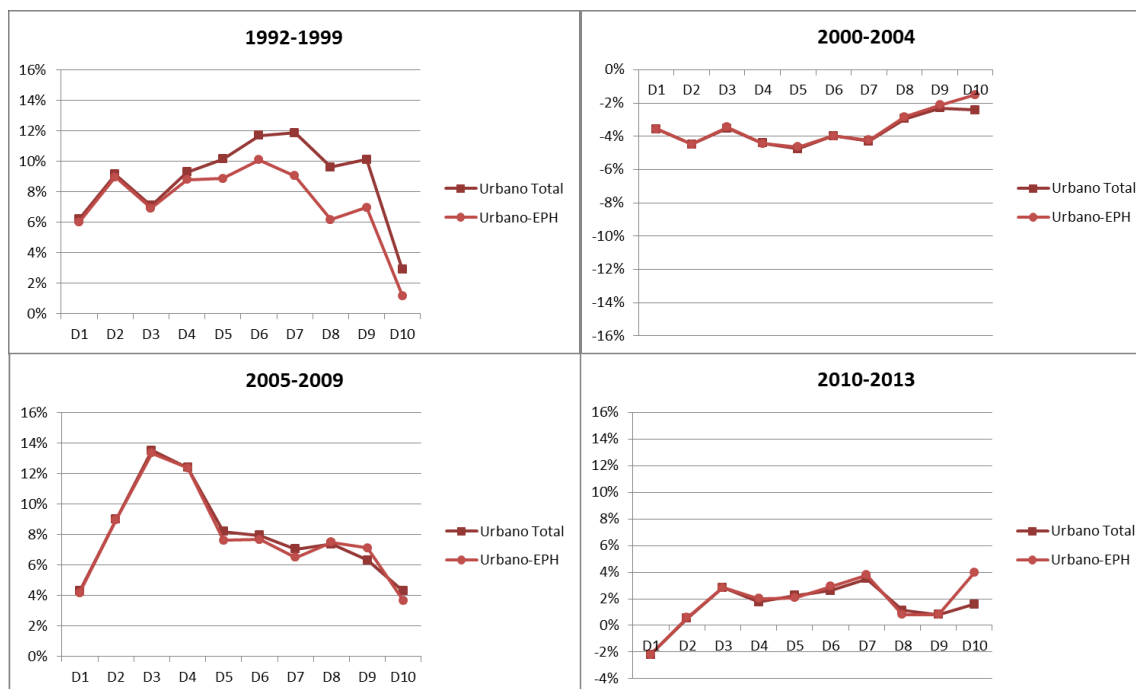
Fuente: elaboración propia en base a NOAA, CIESIN y SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial).

Por otro lado, el análisis de desigualdad presentado puede ser extendido mediante el cómputo de Curvas de Incidencia del Crecimiento (CIC) para diferentes periodos entre los años 1992 y 2013. Las mismas capturan gráficamente el crecimiento anualizado de la intensidad de luces para cada decil de la distribución entre dos momentos en el tiempo. De esta manera, periodos en los que la pendiente la curva de incidencia del crecimiento es positiva (negativa) dan evidencia de un mayor (menor) crecimiento en intensidad de luces en deciles altos de la distribución respecto a los deciles más bajos, implicando que el crecimiento en intensidad de luces en dicho periodo fue desigualador (igualador). Como fuera mencionado en la sección metodológica, es posible seguir la evolución de cada píxel en términos de intensidad de luces y población a lo largo de todo el periodo bajo análisis. En consecuencia, para construir las curvas de incidencia del crecimiento de intensidad de luces, primero se calculan los deciles de la distribución de intensidad de luces per cápita en el año inicial y se identifican los píxeles dentro de cada decil. Luego, se computa el crecimiento anualizado en términos de intensidad de luces para dichos deciles⁹.

Los resultados asociados a las CIC para la población urbana de Argentina pueden encontrarse en la Figura 6.

⁹ Es esperable que el crecimiento anual de la intensidad de luces del decil 10 esté subestimado debido al límite superior que posee dicha variable.

Figura 6. Curvas de Incidencia del Crecimiento para población urbana.



Fuente: elaboración propia en base a NOAA y CIESIN.

Las Curvas de Incidencia del Crecimiento presentadas dan cuenta de un incremento en la desigualdad medida por intensidad de luces en la década de 1990¹⁰. Sin embargo, sólo para el total de aglomerados urbanos se evidencia una pendiente positiva en la CIC, sugiriendo que el fenómeno desigualador en núcleos urbanos no incluidos en la EPH fue más fuerte respecto al ocurrido sólo en aglomerados representados en dicha encuesta de hogar, cuya pendiente no posee un signo claro. Luego, durante el periodo de crisis comprendido entre los años 2000 y 2005, es posible observar cómo todos los deciles de la distribución de intensidad de luces perdieron valor para ambos conjuntos de aglomerados. Este resultado es consistente con la pérdida de ingresos general de la población producto de la recesión. No obstante, esa pérdida fue más marcada para los deciles más bajos sugiriendo un incremento en la desigualdad durante ese lapso. En los cinco años siguientes de recuperación económica, además de mostrar una recuperación en los ingresos aproximados de todos los deciles de la distribución de luminosidad, las CIC muestran una pendiente negativa dando

¹⁰ La pendiente de la Curva de Incidencia del Crecimiento resulta positiva si no consideramos al último decil de la distribución de intensidad de luces que, como se dijo anteriormente, presenta un acotamiento en su variación.

cuenta de una disminución de la desigualdad por intensidad de luces con evoluciones similares entre urbano total y aglomerados de la EPH. Si bien durante ese lapso de tiempo la intensidad de luces para los primeros deciles de la distribución se incrementó más que para deciles mayores a la mediana, el bajo crecimiento del primer decil es capaz de explicar, al menos en parte, por qué las estimaciones de pobreza y desigualdad no sufrieron una caída muy fuerte en dicho periodo. Por último, en los últimos años bajo análisis es posible ver cómo las CIC poseen una pendiente prácticamente nula dando cuenta de un estancamiento en la caída de la desigualdad evidenciada en el lustro anterior, cualquiera sea la definición de urbanidad utilizada. Adicionalmente, todos los deciles de la distribución de intensidad de luces muestran un incremento menor que en periodo anterior dando cuenta de cierta desaceleración en la actividad económica.

7. Comentarios finales

El análisis de la pobreza y la desigualdad representan unas de las temáticas más relevantes concernientes al desempeño socioeconómico de los países. La correcta medición de dichos fenómenos es crucial para conocer las condiciones de vida de los habitantes de una nación o región. Es por estas razones que se realizan especiales esfuerzos para lograr ese cometido. Las fuentes de información tradicionales, representadas por encuestas de hogares, son sumamente útiles para conocer la evolución de estas variables sociales. Sin embargo, las mismas no son perfectas. Esto último motiva la búsqueda de datos alternativos a partir de los cuales sea posible estimar los indicadores sociales más tradicionales para conocer en qué sentido son capaces de agregar conocimiento al respecto. En este sentido, la utilización de información de tipo satelital respecto a la intensidad de luces emanada al espacio exterior por la actividad humana es capaz de brindar información adicional a la provista por encuestas de hogares.

En este trabajo, se han utilizado imágenes satelitales con el objetivo construir una variable que aproxime el ingreso per cápita promedio para pequeñas áreas geográficas y luego realizar un análisis sobre las dinámicas de la pobreza y la desigualdad sobre dicha variable para Argentina. El caso argentino es de singular importancia debido a que, en la actualidad,

la Encuesta Permanente de Hogares (EPH) reporta información sólo para 31 aglomerados urbanos de más de 100.000 habitantes y sólo es posible estimar una serie comparable para 10 de ellos desde el año 1992.

Naturalmente, la utilización de información de tipo satelital implica que el análisis distributivo toma un perfil espacial a pesar del importante nivel de desagregación que permiten las imágenes satelitales. Los resultados obtenidos sugieren que los indicadores sociales computados a partir de imágenes satelitales siguen patrones similares a aquellos obtenidos a partir del procesamiento de la EPH en Argentina. A su vez, la variabilidad de dichos indicadores resulta naturalmente menor en el primer caso debido a la característica espacial de los datos. Por último, tanto los indicadores de pobreza como de desigualdad utilizando imágenes satelitales no captan una caída continua durante los años 2000 debido a que los valores de intensidad de luces agregadas presentan una caída significativa para los años de crisis de 2008-2009.

8. Referencias

Chen, X. y Nordhaus, W. (2011). Using luminosity data as a proxy for economic statistics. *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.* 108, 8589–8594.

Elvidge, C. D., P. C. Sutton, T. Ghosh, B. T. Tuttle, K. E. Baugh, B. Bhaduri, y E. Bright (2009). A global poverty map derived from satellite data. *Computers & Geosciences* 35 (8), 1652–1660.

Henderson, J. V., A. Storeygard, y D. N. Weil (2012). Measuring economic growth from outer space. *American Economic Review* 102 (2), 994–1028

Hodler, R. y Raschky, P. (2014) Regional Favoritism. *The Quarterly Journal of Economics*, Volume 129, Issue 2, 1 May 2014, Pages 995–1033,

Jean, N., Burke, M., Xie, M., Matthew Davies, W. , Lobell, D. y Ermon, S. (2016). Combining satellite imagery and machine learning to predict poverty. *Science*, Vol. 353, Issue 6301, pp. 790-794.

Mveyange, A. (2015). Night lights and regional income inequality in Africa. WIDER Working Paper Series 085, World Institute for Development Economic Research (UNU-WIDER).

Michalopoulos, S. y Papaioannou, E. (2012). Pre-colonial Ethnic Institutions and Contemporary African Development. NBER Working Paper No. 18224.

Hancevic, P. y Navajas, F. (2013). Consumo residencial de electricidad y eficiencia energética: un enfoque de regresión cuantílica. Documento de Trabajo N°120. FIEL.

Pinkovskiy, M. y Sala-i-Martin, X. (2016). Lights, Camera ... Income! Illuminating the National Accounts-Household Surveys Debate. *The Quarterly Journal of Economics*, Volume 131, Issue 2, 1 May 2016, Pages 579–631.

Sutton, P., Elvidge C. y Ghosh, T. (2007). Estimation of gross domestic product at sub-national scales using nighttime satellite imagery. *Int J Ecol Econ Stat* 8(S07):5–21.