

## Construcción de modelos de bajo costo para la determinación del potencial solar intraurbano en ciudades intermedias

### Pedro Chevez

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8437-5026>

Instituto de Investigaciones y Políticas del Ambiente Construido, Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas, Universidad Nacional de La Plata (IIPAC CONICET-UNLP), Argentina.  
Correo electrónico: che.pedro@hotmail.com

### Resumen

Actualmente, las ciudades crecen por medio de procesos de dispersión y de concentración, los cuales representan diferentes problemáticas asociadas a la búsqueda de la sustentabilidad urbana. Uno de estos aspectos es la disponibilidad de incorporar sistemas de energías renovables en distintos sectores urbanos, que es diferente para cada caso de estudio. En efecto, cualquier ciudad que persiga objetivos de desarrollo sustentable demandará metodologías para evaluar la relación entre sus morfologías urbanas y el asoleamiento. No obstante, aquellas ubicadas en países en vías de desarrollo no tienen la disponibilidad económica y/o técnica para acceder a metodologías de alta resolución como LiDAR o modelos urbanos computarizados de gran extensión para la simulación solar, o el acceso a Google Project SunRoof.

Este trabajo desarrolla una metodología de bajo costo para la construcción de modelos explicativos/predictivos orientados a la identificación del potencial solar intraurbano en ciudades intermedias de países en vías de desarrollo. Para ello, se selecciona una muestra representativa de manzanas urbanas y se simula la radiación solar incidente sobre sus superficies con el software DesignBuilder. Se calculan diversos indicadores de asoleamiento y se los asocia con variables censales que caracterizan su morfología urbana. Posteriormente, se construyen modelos estadísticos mediante regresiones múltiples, que permiten describir dos de estos indicadores ( $\text{kWh/año} \cdot \text{vivienda}$  y  $\text{kWh/año} \cdot \text{m}^2$ ), a partir de las variables censales, las cuales están disponibles para todos los radios censales que conforman la ciudad. Los modelos construidos

## Construction of low-cost models oriented to obtain the intra-urban solar potential in intermediates cities

### Financiamiento:

Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET). Agencia Nacional de Promoción Científica y Tecnológica (ANPCyT).

### Abstract

Currently, cities grow through dispersion and concentration processes, representing different problems associated with achieving urban sustainability goals. One of these aspects is the availability of incorporating renewable energy systems in other urban sectors, which is different for each case study. Indeed, any city pursuing sustainable development objectives must have methodologies to evaluate the relationship between its urban morphologies and sunlight. However, cities in developing countries do not have the economic and/or technical availability to access high-resolution methodologies such as LiDAR or large urban computer models for solar simulation or access to Google Project SunRoof.

This work develops a low-cost methodology for constructing explanatory/predictive models oriented to identifying intra-urban solar potential in intermediate cities of developing countries. For this purpose, a representative sample of urban blocks is selected, and the incident solar radiation on their surfaces is simulated with DesignBuilder. For each one, we calculate several sunshine indicators and associate them with census variables that characterize their urban morphology. Subsequently, statistical models are built to describe two indicators ( $\text{kWh/year} \cdot \text{dwelling}$  y  $\text{kWh/year} \cdot \text{m}^2$ ) from census variables, which are available for all the census units that conform the city. The built models have an  $R^2$  of 0.87 and 0.70, respectively, and for each of them, two key products

### HISTORIAL DEL ARTÍCULO

#### Recibido:

23 de noviembre de 2021

#### Aceptado:

11 de octubre de 2022

### CÓMO CITAR ESTE ARTÍCULO

Chevez, P. (2022). Construcción de modelos de bajo costo para la determinación del potencial solar intraurbano en ciudades intermedias. *Revista de Urbanismo*, (47), 161-189. <https://doi.org/10.5354/0717-5051.2022.65458>

cuentan con un R2 de 0,87 y 0,70, respectivamente, y para cada uno de ellos se obtienen dos productos clave: un mapa del potencial solar intraurbano; y una expresión matemática para calcular el potencial solar futuro de un determinado sector urbano.

#### Palabras clave

ciudades intermedias, bajo costo, densidad urbana, modelo estadístico, simulación solar computacional

are obtained: a map of intra-urban solar potential; and a mathematical expression to calculate the future solar potential of a given urban sector

#### Keywords

computational solar simulation, intermediate cities, low cost, statistical model, urban density

#### HISTORIAL DEL ARTÍCULO

##### Recibido:

23 de noviembre de 2021

##### Aceptado:

11 de octubre de 2022

#### CÓMO CITAR ESTE ARTÍCULO

Chevez, P. (2022). Construcción de modelos de bajo costo para la determinación del potencial solar intraurbano en ciudades intermedias. *Revista de Urbanismo*, (47), 161-189. <https://doi.org/10.5354/0717-5051.2022.65458>

## Introducción

Actualmente existe un gran consenso internacional respecto de la necesidad de reducir las emisiones de gases de efecto invernadero. Esto fue institucionalizado por medio del Acuerdo de París de 2015 (COP 21), donde los países firmantes se comprometieron a realizar determinadas contribuciones de reducción de emisiones a nivel nacional. Por su parte, de acuerdo con Ren21 (2019), las ciudades son responsables directamente de dos tercios del uso global de energía final e indirectamente de una cantidad significativa de energía adicional que está embebida en materiales, productos y otros bienes. En este sentido, las ciudades representan aproximadamente un 75 % de las emisiones globales de dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>), albergan a un 55 % de la población mundial y a más del 80 % del producto interno bruto mundial. Por lo tanto, se convierten en sitios fundamentales y oportunos para el desarrollo de sistemas energéticos tendientes a la descarbonización.

En este sentido, las energías renovables (ER) ofrecen la oportunidad de lograr diversos objetivos de sustentabilidad, ya sea a partir de su inserción en edificios públicos, a través de la compra de energía renovable a grandes parques conectados a los sistemas nacionales o por medio de su promoción a partir de planes y/o regulaciones locales o nacionales.

Sin embargo, las posibilidades de desarrollo en materia de ER en las ciudades son muy dispares. Estas diferencias radican en que, en ciertas ocasiones, hay una obstaculización y/o falta de coordinación entre políticas y regulaciones en los niveles superiores del gobierno. También entran en consideración las características de la ciudad, los recursos financieros propios, el desarrollo económico, las capacidades e instituciones administrativas locales, entre otros aspectos. Asimismo, la disponibilidad del recurso solar también es un factor de suma importancia a contemplar. Este está determinado por la latitud, altura y condiciones climáticas de la propia ciudad, pero también por la interacción de dichas variables con la morfología urbana y los modos de habitar definidos culturalmente por cada sociedad.

A partir de lo señalado previamente, para la promoción de las ER se requiere conocer el potencial solar de los diferentes sectores urbanos y para ello existen diferentes métodos que permiten su estimación en grandes extensiones urbanas, por ejemplo, la utilización de la tecnología LiDAR y la posterior construcción de modelos digitales de elevación; la teledetección remota a partir de imágenes satelitales y su posterior procesamiento; o el modelado en tres dimensiones de grandes porciones urbanas. La dificultad que presentan estos desarrollos radica en que su aplicación requiere una inversión económica significativa, la cual debería ser llevada a cabo por los municipios. Por consiguiente, en el caso de los países en vías de desarrollo, se necesita de técnicas y metodologías que permitan identificar los sectores más apropiados para el desarrollo de las ER de manera asequible.

Asimismo, otro objetivo a perseguir por parte de las ciudades es la de crear entornos urbanos más eficientes en materia energética. Para ello, es preciso generar morfologías urbanas que tengan un balance adecuado entre pérdidas de calor y ganancia solar. En consecuencia, este problema trae consigo la discusión acerca de las características de las ciudades concentradas y de las dispersas (también conocidas como compactas y difusas). Debate que tiene una larga trayectoria e incluye el análisis sobre consumo de energía, el uso del transporte, calidad ambiental, el uso del suelo y condiciones sanitarias, entre otras variables.

En términos de la ciudad difusa, Sanabria Artunduaga y Ramírez Ríos (2017) indican que la dispersión urbana presenta patrones de crecimiento tentaculares, expansivos, de baja densidad y escasamente regulados. Esto se asocia con urbes que dependen del desarrollo de la ciudad industrial sobre la periferia rural, cuya multiplicación se vio beneficiada por el crecimiento de la movilidad automotriz y de las comunicaciones. Frediani (2010) identifica que hay cierto consenso en asociar a este modelo con la insustentabilidad ambiental, la fragmentación territorial, la racionalización del uso del suelo y la segregación socioespacial. En tanto, Sanabria Artunduaga y Ramírez Ríos (2017) sostienen

que estos procesos favorecen la separación entre estratos sociales y reducen los intercambios. Esto degrada la calidad del espacio público, el cual es absorbido por el espacio privado de las viviendas. Asimismo, Nello (1998) afirma que la ciudad difusa es definida como la ciudad del mercado, basada en la especulación de los terrenos, en la vida en suburbios alejados que se vinculan mediante autopistas.

Por su parte, Burchell et al. (2002) señalan ciertos beneficios de las ciudades difusas, los cuales están estrechamente vinculados con algunos de los aspectos señalados previamente. En primer lugar, se mencionan ventajas acerca de las viviendas, donde se afirma que los terrenos y las construcciones más alejados de los centros urbanos presentan mayores dimensiones que aquellos que se ubican en estos, lo cual se corresponde con la preferencia de ciertos usuarios que demandan viviendas unifamiliares y con terrenos más amplios. En cuanto al transporte, se menciona que el tiempo de viaje puede ser reducido si las personas trabajan en sitios alejados del centro; asimismo, el tránsito resultará menor en los barrios de baja densidad en relación con barrios de alta densidad; los terrenos vacantes intermedios pueden desarrollarse posteriormente con densidades más altas y son más apropiados para etapas posteriores del desarrollo urbano. En cuanto a la de calidad de vida, mencionan que la seguridad es mayor en las zonas más alejadas que en las zonas altamente urbanizadas; por su parte, la fragmentación del gobierno local es leída como una variable que fomentaría una mayor participación ciudadana. Los autores también plantean que se generan sectores con familias de ingresos similares y, por ende, comunidades más homogéneas.

En relación con la ciudad compacta, Sanabria Artunduaga y Ramírez Ríos (2017) la definen como un modelo de crecimiento espacial polarizado, basado en la proximidad de componentes y en la mixtura usos y funciones en espacios más o menos delimitados. Dicho modelo es de crecimiento vertical y de completamiento de intersticios urbanos. Esto determina sectores urbanos de alta densidad, lo cual puede devenir en situaciones de hacinamiento, congestión y sobrecarga del suelo

e infraestructuras. Su conformación se vincula con la diversidad y heterogeneidad socioeconómica, tipológica y de funciones. Sin embargo, en ocasiones, dicha heterogeneidad puede segregar sectores por el costo de su proximidad y así generar divisiones internas indeseadas. Esto puede provocar conflictos por el acceso al suelo, deterioro de los espacios públicos y fomentar incompatibilidades. En tanto, Rueda (2003) sostiene que este modelo de ciudad permite concebir un aumento de la complejidad de sus partes internas, y es la base para obtener una vida social cohesionada y una plataforma económica competitiva, al mismo tiempo que se ahorra suelo, energía y recursos materiales y se preservan los sistemas agrícolas y naturales.

A modo de síntesis, Rueda (2003) sostiene que la ciudad difusa presenta un mayor consumo de energía y recursos (suelo, materiales, transporte, etc.) sin aumentar la complejidad urbana, que puede entenderse como la probabilidad de contactos, intercambios y comunicación. Mientras tanto, el autor afirma que la ciudad compacta puede incrementar la complejidad urbana con menos consumo de energía y espacio. Se puede realizar un análisis inverso respecto de la autogeneración de energía, donde se las ciudades difusas aportan más superficies soleadas aptas para instalar tecnologías de ER que las compactas (Chávez et al., 2018).

En consecuencia, es de suma importancia desarrollar metodologías para identificar el grado de compacidad más apropiado para las áreas urbanas, ya que estas permitirán identificar un nivel óptimo de eficiencia energética (EE) en los hogares para cada ciudad en particular, partiendo de minimizar los intercambios de calor interior-externo y, a su vez, maximizar las superficies disponibles para la incorporación de sistemas renovables (ER). Estas metodologías, en el caso de países en vías de desarrollo, tienen como complejidad adicional la necesidad de que resulten modelos de bajo costo.

## Marco teórico

En relación con la problemática mencionada previamente y con la necesidad contar con metodologías para el análisis urbano-energético, se identifican diversos trabajos que abordan la construcción de modelos para el análisis del potencial solar en ciudades, a partir de variables que determinan la forma urbana. Estos se analizan a continuación.

En este sentido, algunos trabajos se enfocan en el estudio del asoleamiento urbano a partir de la aplicación de la tecnología LiDAR. Por ejemplo, los artículos de Nelson y Grubestic (2020) y de Martín-Jiménez et al. (2020) combinan esta técnica con la utilización de imágenes aéreas para estimar el potencial solar en techos; el trabajo de Lingfors et al. (2017) desarrolla una comparativa entre el uso de LiDAR de baja y de alta resolución, donde identifica que el primero resulta más económico y permite la cobertura de mayores extensiones de territorio con resultados satisfactorios en zonas de baja densidad. En este sentido, Yafei et al. (2013) indican que los conjuntos de datos con una densidad de 0,6 puntos/m<sup>2</sup> son el límite para generar un modelo digital de terreno lo suficientemente preciso, pero que en entornos urbanos de alta densidad esta debe incrementarse. Bonczak y Kontokosta (2019) reconstruyen un Modelo Digital de Terreno de unos 800 km<sup>2</sup> con una resolución de 1 m<sup>2</sup> a partir de la nube de datos de LiDAR. Por su parte, Suomalainen et al. (2017) modelan diferentes sectores urbanos de Auckland, a partir de una nube de puntos LiDAR perteneciente al municipio y se obtienen sus correspondientes potenciales solares. Por su parte, los trabajos de Martínez-Rubio et al. (2016) y Brito et al. (2017), a diferencia de los anteriores, se concentran en evaluar la incidencia solar sobre fachadas.

Otra línea de investigación asociada a la determinación del potencial solar es la del procesamiento de imágenes satelitales. Algunos ejemplos de este tipo de desarrollo lo constituyen el trabajo de Lopez-Ruiz et al. (2020) para la ciudad de Riyadh (Arabia Saudita); Zhang et al. (2021) para Wuhan (China); o Phap et al. (2020) para Hanoi (Vietnam). Estos trabajos abordan la problemática exclusivamente desde la teledetección satelital y se restringen a

determinar el potencial solar en techos. Mientras que, a partir de la combinación de dicha técnica con bases GIS, es posible obtener resultados más amplios, tal como es el ejemplo del trabajo de Wong et al. (2016).

Por su parte, otros trabajos emplean técnicas alternativas de relevamiento remoto como el uso de imágenes de Google Street View. A partir de esta técnica es posible estimar el nivel de obstrucción solar de las calles y avenidas y así determinar el potencial de generación urbana (Gong, 2019; Liu et al., 2019; Zhong et al., 2021).

También se utiliza la selección muestral, modelado y simulación energética de porciones urbanas, como es el caso de Shi et al. (2021) que usa un método que genera entornos urbanos de alta densidad, a partir de la combinación aleatoria de 18 tipologías vernáculas de Singapur, y luego simulan su potencial solar. Asimismo, en Bahgat et al. (2020) se analiza la incidencia de ciertos cambios en los parámetros de diseño de espacios urbanos en la reducción de la radiación solar sobre edificios en Egipto, desde de su modelado individual. También se identifican trabajos de modelado y simulación de tipologías: por ejemplo, en Xu et al. (2021) se trabaja con tipologías de manzanas de alta densidad en Wuhan; en Chévez et al. (2018) se modelan cinco mosaicos urbanos de La Plata (Argentina); y en Gadsden et al. (2003) y Wegertseder et al. (2016) se desarrolla el modelado de tipologías de vivienda representativas de Leicester (Reino Unido) y Concepción (Chile), respectivamente.

En última instancia, podemos mencionar el proyecto Sunroof de Google («Google Project Sunroof», 2021), que brinda un mapa del potencial solar desagregado por edificio, construido a partir de modelos en 3D, el cual está disponible exclusivamente para ciudades de Estados Unidos.

En relación con lo expuesto previamente, es posible destacar que para obtener el potencial solar de una ciudad completa con un abordaje masivo e intraurbano, es posible recurrir a: 1) la utilización de una nube de puntos LiDAR con la correspondiente construcción de su modelo digital de terreno; 2) la teledetección satelital de alta

resolución con su respectivo procesamiento informático; 3) una base de datos urbana georreferenciada y completa que cuente con todos los datos necesarios para el análisis solar; 4) el modelado de tipologías de manzanas urbanas o de tipologías de vivienda individuales; 5) la construcción de un modelo estadístico a partir de información que se extrae de las técnicas anteriores; entre otras alternativas.

En ese sentido, se hace prácticamente imposible abordar un análisis de potencial solar en reparticiones municipales con bajos presupuestos, escasa infraestructura y personal. Cabe recordar que, si bien los gobiernos locales son el eslabón más directo entre el Estado y la población o el territorio, se trata de jurisdicciones administrativas que presentan limitaciones para implementar ciertas políticas, por ejemplo, aquellas que son facultades de las provincias o de la nación. En Argentina, las políticas y normas referidas a la inyección de fuentes de energías renovables a las redes de distribución dependen exclusivamente de la legislación provincial. Al mismo tiempo, los gobiernos municipales cuentan con presupuestos limitados en comparación con las provincias y la nación. Por ejemplo, en 2013, en Argentina, el gasto total se repartió de la siguiente manera: nación 58 %, provincias 33 % y municipios 9 %. De estos últimos, prácticamente la mitad de los ingresos provino de transferencias originadas por la nación y las provincias (López Accotto y Macchioli, 2015).

Es preciso señalar que esta es una realidad que aplica fundamentalmente para las ciudades intermedias o pequeñas del contexto latinoamericano y de países en vías de desarrollo. Asimismo, es importante destacar que a nivel internacional se observa como denominador común una importante descoordinación entre los distintos estamentos jurisdiccionales, incluso en los países desarrollados (Chávez, 2021).

Por todo lo expuesto, para poder impulsar el desarrollo de ER de manera planificada en este tipo de ciudades, se requiere de metodologías para el análisis solar que sean de bajo costo y sencilla replicabilidad, a los efectos de que puedan ser implementadas por sus gobiernos locales. Estos modelos deberán ser capaces de analizar la disponibilidad energética de los techos, pero también

de las fachadas, ya que esto permitirá la inserción de sistemas solares tanto activos como pasivos.

## Objetivos y alcances del trabajo

Sobre la base de la problemática y la revisión de literatura, se reconoce la necesidad de contar con modelos de bajo costo que permitan identificar el potencial solar en ciudades a escala masiva y con desagregación intraurbana. En este sentido, el presente trabajo aborda la construcción de un modelo estadístico explicativo/predictivo para la identificación del potencial de energía solar desagregada por radio censal.

Para ello, se selecciona una muestra representativa de manzanas urbanas y se simula la radiación solar incidente sobre sus superficies. Se calculan distintos indicadores de asoleamiento y se asocian variables censales que caracterizan su morfología urbana. Posteriormente, se construyen modelos estadísticos que permiten describir dos de estos indicadores a partir de las variables censales, las cuales están disponibles para todos los radios que conforman la ciudad. En consecuencia, para cada modelo se obtienen dos productos clave: un mapa del potencial solar intraurbano; y una expresión matemática para calcular el potencial solar futuro de un determinado sector urbano.

## Metodología

En primera instancia es necesario indicar que la presente metodología utiliza a la ciudad de La Plata —Buenos Aires (Argentina)— como caso de estudio. A continuación, se describen sus principales características.

### *Descripción del caso de estudio: la ciudad de La Plata (Argentina)*

La ciudad de La Plata es la capital de la provincia de Buenos Aires (Argentina) y cuenta con un clima templado cálido con bajas amplitudes térmicas durante todo el año. En invierno, tiene una temperatura media de 11,08 °C y una humedad relativa de 83 % y, en verano, una temperatura media de 21,89 °C y una humedad

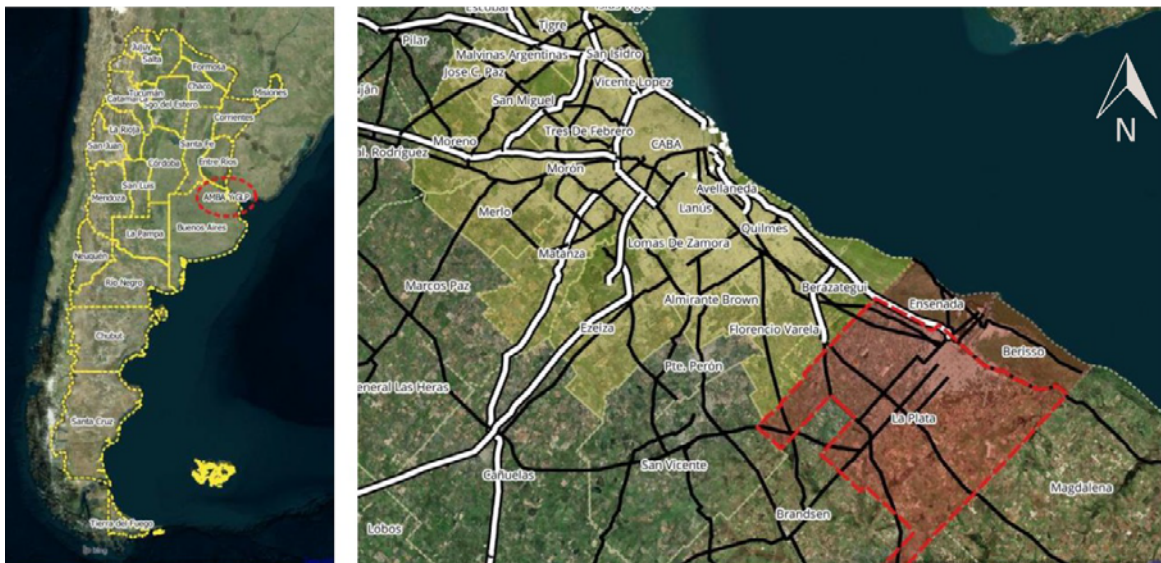
relativa del 76 % (Instituto Argentino de Normalización y Certificación [IRAM], 2012). Además, tiene una suma anual de 1.754 grados día de calefacción (GDC20) y 140 grados día de refrigeración (GDR24) («Degree Days. Weather Data for Energy Saving», 2021). Se ubica al noreste de la provincia (coordenadas 34°55´ S y 57°17´ O); a 56 km al sureste de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires; y 10 km al sudoeste de la costa del Río de la Plata. Además, para 2020, La Plata contaba con una población estimada de 713.947 habitantes y en conjunto con Berisso y Ensenada, conforman la región Gran La Plata (GLP), que se ubica adyacente a la Región Metropolitana de Buenos Aires (RMBA) (Figura 1).

Si bien la ciudad de La Plata tiene fuertes relaciones con la RMBA, esta presenta una dinámica de funcionamiento propia y puede ser considerada como una “ciudad intermedia”. Estas ciudades tienen cierta autonomía, pero a su vez, dependen de las grandes metrópolis.

Realizan funciones de intermediación entre núcleos más pequeños y grandes áreas metropolitanas. Se caracterizan por presentar cierta complejidad funcional, tener una centralidad importante y poseer elementos significativos de simbología histórica, infraestructura y servicios (Rodríguez, 2016). En este sentido, su análisis presenta un gran potencial de replicabilidad en universos de similares características, ya que este tipo de ciudades son las más predominantes en Argentina, pero también en otros países (Discoli, 2009).

Respecto de los indicadores económicos de la Argentina, es posible identificar que para 2020 el producto interno bruto fue de 8.570 USD per cápita, el cual se situó por debajo del promedio mundial (11.110 USD per cápita). A su vez, este indicador se mantuvo muy alejado del promedio de las economías avanzadas (47.160 USD per cápita) (Fondo Monetario Internacional [FMI], 2021). Asimismo, para el año 2020 el índice de desarrollo

**Figura 1**  
Inserción regional del caso de estudio



Nota. Escala: 1 : 75.000.000 (izquierda), Escala: 1 : 1.500.000 (derecha). Coordenadas de La Plata: 34°55´ S y 57°17´ O

humano argentino (IDH) fue de 0,845, lo que ubica al país en el puesto 46 a nivel mundial (Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo [PNUD], 2020), en tanto para el segundo semestre de 2020, el 42 % de la población y el 31,6 % de los hogares se ubicó por debajo de la línea de pobreza (Instituto Nacional de Estadísticas y Censos [INDEC], 2021).

Por tanto, es posible afirmar que la ciudad de La Plata constituye lo que se denomina una ciudad intermedia y se localiza en un país en vías de desarrollo. Esto es compartido por numerosas ciudades del mundo, las cuales también demandan metodologías para realizar diagnósticos energéticos intraurbanos de bajo costo.

Una vez descripto el caso de estudio, se detallan a continuación las etapas que conforman la metodología utilizada.

*Aproximación general a la metodología propuesta*

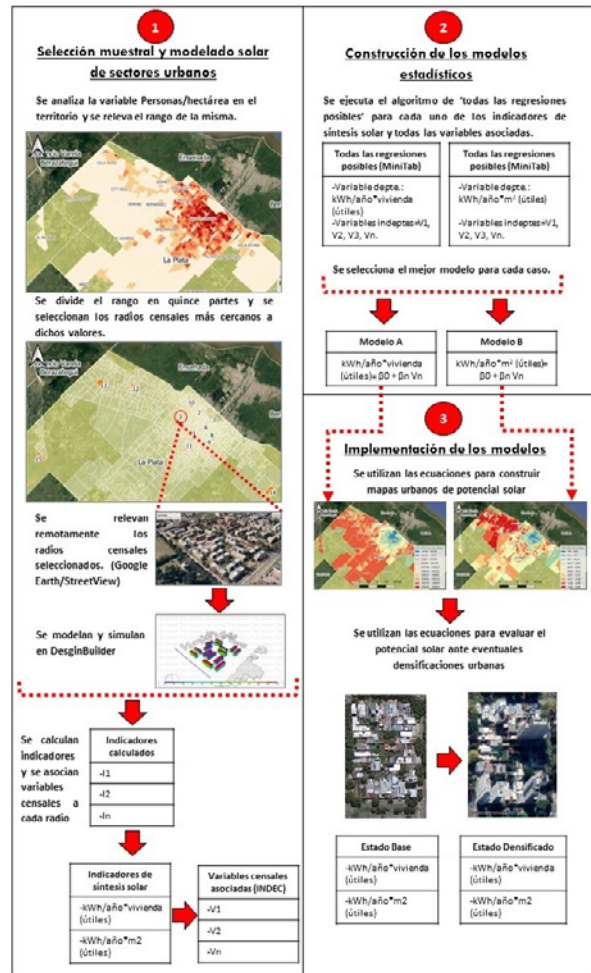
La metodología propuesta se sintetiza en tres etapas: 1) selección y modelado solar de sectores urbanos; 2) construcción de los modelos estadísticos para la estimación del nivel de asoleamiento; y 3) implementación de los modelos: visualización territorial y evaluación de una eventual consolidación urbana.

Estas se encuentran sintetizadas de manera gráfica en la Figura 2 y se desarrollan en profundidad en las siguientes secciones.

*Selección y modelado solar de sectores urbanos*

En primera instancia se requiere seleccionar un número significativo de manzanas de la ciudad utilizada como caso de estudio. Para ello, se utiliza como variable de entrada a la densidad poblacional (pers./ha), ya que es un indicador morfológico que incide directamente sobre los niveles de asoleamiento. En consecuencia, para obtener una caracterización inicial del caso de estudio, se construye un mapa con el software QGIS, donde se representan las diferentes densidades poblacionales (pers./ha) que tienen los radios censales

**Figura 2**  
Inserción regional del caso de estudio



(RC) que conforman la ciudad. Cabe señalar que un RC es una unidad censal que forma parte de la estructura de relevamiento censal, está definido por un espacio territorial con límites geográficos y una determinada cantidad de unidades de viviendas a relevar (aproximadamente 300) (INDEC, 2010).

Asimismo, para dicha variable se construye un



histograma de frecuencias para ordenar los radios censales y realizar un análisis de estadística descriptiva. A partir de ello, se identifican las características generales del universo de análisis, tales como la media, desviación estándar, varianza, rango, mínimo y máximo.

Una vez caracterizada la variable de entrada, calculamos la muestra de RC que sería necesario relevar si quisiéramos obtener la media de personas por hectárea con un determinado grado de error y nivel de confianza, sin necesidad de relevar todo el universo de análisis. Para ello, se utiliza la fórmula de la ecuación 1.

$$n = \frac{N Z^2 S^2}{d^2(N - 1) + Z^2 S^2} \quad (1)$$

n = tamaño de la muestra

N = tamaño de la población

Z = valor de Z crítico. Nivel de confianza

S<sup>2</sup> = varianza de la población en estudio

d = nivel de precisión absoluta. Amplitud del intervalo de confianza en la determinación del valor promedio de la variable en estudio

A partir del cálculo de la ecuación 1 se obtiene la muestra necesaria para determinar la media de pers./ha con un determinado grado de error, la cual debería

seleccionarse de manera aleatoria. Una vez precisado el valor, se cuenta con una cantidad orientativa de manzanas a modelar en 3D y simular su asoleamiento. No obstante, en el presente estudio se optó por utilizar el n obtenido en la ecuación 1, pero realizando una selección muestral sistemática no probabilística de radios censales (Díaz, 2006). En este sentido, se optó por tomar el rango de la variable de pers./ha y subdividirlo en partes equidistantes, para así adoptar radios censales que cubran todo espectro de la variable de entrada y lograr una cobertura de las unidades de todos los tipos.

Una vez seleccionados los radios censales representativos, se escogió una manzana perteneciente a cada uno de ellos y se le modeló en el software DesignBuilder en su versión de prueba (DesignBuilder, 2021). El modelado en 3D se realizó a partir de imágenes de Google Earth y recorridas virtuales de Google StreetView. A partir de estas fue posible extraer el perímetro y la cantidad de niveles de cada edificio, a los cuales se les asignó una altura estándar de 3 metros por piso. Se incluyó a la propia manzana más el entorno inmediato. En consecuencia, a partir del modelado fue posible obtener los datos precisos de la envolvente y simular el asoleamiento de cada una de las manzanas. A continuación, se exponen los parámetros ingresados para el modelado (Tabla 1).

**Tabla 1**  
*Parámetros para el modelado de manzanas urbanas en DesignBuilder (2021)*

Período simulado	1 de enero - 31 de diciembre
Intervalo de resultados	Diario, mensual y período simulado
Etapas de simulación por hora	2
Tipo de temperatura para consignas	1-Temperatura del aire
Incluir todos los edificios en el cálculo del sombreado	Sí
Incluir sombreado de las zonas excluidas en las simulaciones	Sí
Modelar reflexiones exteriores (incluyendo sombreado sobre el terreno)	Sí
Distribución solar	2- Completa exterior
Método de cálculo de sombras	1- Promedio de cada intervalo
Intervalo de sombreado (días)	15
Algoritmo de modelado de cielo difuso	1- Cielo difuso simple

Los resultados de la simulación del asoleamiento en las manzanas urbanas se obtienen en kWh, con desagregación diaria, mensual y anual, la cual está asociada a cada una de las superficies expuestas al exterior (techos y muros). Cada superficie, a su vez, cuenta con la información de su superficie expuesta en m<sup>2</sup> y su orientación. A partir de dichos datos, para cada una de las manzanas se calculan los siguientes indicadores (Tabla 2).

*Construcción de los modelos estadísticos para la estimación del nivel de asoleamiento*

A partir de la construcción de los indicadores señalados previamente, a cada una de las manzanas se le asocian indicadores morfológicos-urbanos correspondientes a los radios censales en los que se insertan. Dicha información es extraída del censo nacional (INDEC, 2010) y es de utilidad para la construcción de los

**Tabla 2**  
*Indicadores calculados para cada una de las manzanas simuladas*

<b>Categoría</b>	<b>N°</b>	<b>Indicadores</b>	<b>Descripción</b>
Morfología Urbana	[V1]	Densidad poblacional	Personas por hectárea en el radio censal donde se inserta la manzana.
Viviendas	[V2]	Cantidad de viviendas	Conteo de viviendas de la manzana
Superficies expuestas	[V3]	m <sup>2</sup> de envolvente NE-N-NO	Superficie (m <sup>2</sup> ) de envolventes verticales orientadas al noreste, norte y noroeste.
	[V4]	m <sup>2</sup> de envolvente E-SE-S-SO-O	Superficie (m <sup>2</sup> ) de envolventes verticales orientadas al este, sudeste, sur, sudoeste y oeste.
	[V5]	m <sup>2</sup> de envolvente de TECHOS	Superficie (m <sup>2</sup> ) de envolvente de techos.
	[V6]	m <sup>2</sup> de envolvente total	Sumatoria de [V3], [V4] y [V5]
Energía solar total	[V7]	MWh/año en envolvente NE-N-NO	Sumatoria anual de la energía solar recibida en envolventes verticales orientadas al noreste, norte y noroeste.
	[V8]	MWh en envolvente NE-N-NO meses otoño-invierno	Sumatoria de la energía solar recibida en envolventes verticales orientadas al noreste, norte y noroeste entre los meses de abril y septiembre.
	[V9]	MWh/año en envolvente de TECHOS	Sumatoria anual de la energía solar recibida en envolventes de techos.
Energía solar por vivienda	[V10]	kWh/año*vivienda (Envolvente NE-N-NO) [V7] / [V2]	Energía solar anual promedio recibida por vivienda en envolventes verticales orientadas al noreste, norte y noroeste.
	[V11]	kWh/vivienda (Envolvente NE-N-NO meses otoño-invierno) [V8] / [V2]	Energía solar promedio recibida por vivienda en envolventes verticales orientadas al noreste, norte y noroeste entre los meses de abril y septiembre.
	[V12]	kWh/año*vivienda (Techos) [V9] / [V2]	Energía solar anual promedio recibida por cada vivienda en envolvente de techos.

Tabla 2 (continuación)

Indicadores calculados para cada una de las manzanas simuladas

Categoría	N°	Indicadores	Descripción
Energía solar por metro cuadrado de envolvente	[V13]	kWh/año*m <sup>2</sup> (Envolvente NE-N-NO) [V7] / [V3]	Energía solar anual promedio recibida en cada metro cuadrado de envolventes verticales orientadas al noreste, norte y noroeste.
	[V14]	kWh/m <sup>2</sup> (Envolvente NE-N-NO meses otoño-invierno) [V8] / [V3]	Energía solar promedio recibida en cada metro cuadrado de envolventes verticales orientadas al noreste, norte y noroeste entre los meses de abril y septiembre.
	[V15]	kWh/año*m <sup>2</sup> (Techos) [V9] / [V5]	Energía solar anual promedio recibida en cada metro cuadrado de envolvente de techos.
Indicadores de síntesis solar	[V16]	kWh/año*vivienda (útiles) (50%*[V11]) + (50%*[V12])	Energía solar aprovechable por vivienda. Se considera que en muros noreste, norte y noroeste se colocarían sistemas activos/pasivos de calentamiento solar, por tal motivo solo se utilizan los meses de otoño e invierno. Por su parte, en techos se instalan paneles fotovoltaicos o sistemas de agua caliente sanitaria solar, ya que pueden acomodar con una orientación y pendiente adecuada, por tal motivo se considera la radiación solar anual sobre techos. Asimismo, el indicador contempla: el 50 % de [V11], ya que se desprecia la mitad de las envolventes verticales dado que pueden existir ventanas, medianeras o sectores inaccesibles para la ubicación de sistemas de calefacción solar activa o pasiva. Por su parte, también considera el 50 % de [V12], ya que en los techos existen espacios inaccesibles y se requiere una determinada distancia entre equipos para evitar sombreado.
	[V17]	kWh/año*m <sup>2</sup> (útiles) ((V14)* ([V3]/([V3]+[V5])) +([V15]*[V5]/([V3]+[V5]))	Se hace un promedio ponderado de la energía solar promedio recibida en cada metro cuadrado de envolventes verticales orientadas al noreste, norte y noroeste entre los meses de abril y septiembre [V14] y la energía solar anual promedio recibida en cada metro cuadrado de envolvente de techos [V15].

modelos estadísticos, ya que a partir de ella, es posible extrapolar los resultados al resto de la ciudad. Estos indicadores dependerán del conjunto de datos con el que cuente el caso de estudio, sin embargo, como característica general deberán ser indicadores que caractericen la forma urbana, como por ejemplo las superficies expuestas, superficies construidas, la participación de determinadas tipologías de vivienda, el

número de habitaciones por vivienda, la relación entre llenos y vacíos, la densidad poblacional, la densidad habitacional, entre otros.

Una vez que se cuenta con los indicadores de asoleamiento y los indicadores de la morfología urbana para cada manzana, se construyen dos modelos de regresión:



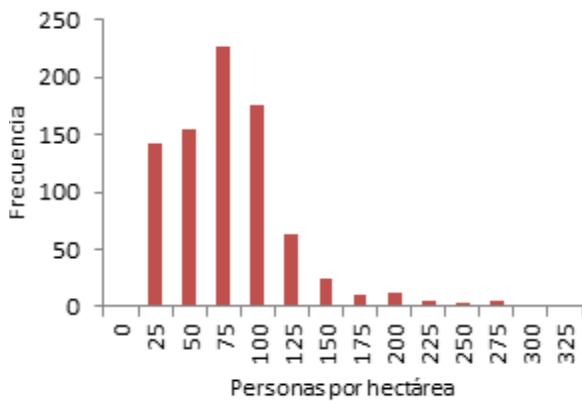
Asimismo, se construyó un histograma de frecuencias para ordenar los RC y se analizó la media, la varianza, el valor mínimo y máximo, entre otros aspectos (Figura 4). A partir de ello, se identificó que el universo de análisis está comprendido por 825 RC urbanos de entre 0,39 y 302,30 pers./ha, cuya distribución se observa a continuación.

A partir del histograma de la Figura 4, es posible identificar que la mayoría de los RC urbanos que conforman al partido de La Plata presentan densidades poblacionales bajas. Más precisamente, 698 de los 825 radios censales (un 84,6 % del total) cuentan con una densidad menor a las 100 pers./ha. A su vez, la clase con mayor frecuencia de aparición es la de 51-75

**Figura 4**

*Histograma de frecuencias y síntesis de la estadística descriptiva de densidad poblacional en el partido de La Plata*

Histograma



Estadística descriptiva

Media	66,60
Mediana	63,88
Moda	84,28
Desviación estándar	45,12
Varianza	2.035,86
Rango	301,91
Mínimo	0,39
Máximo	302,30
Cuenta	825

pers./ha, con una participación de 226 radios censales (un 27,4 % del total).

Una vez caracterizada la variable de entrada, calculamos la muestra de RC que sería necesario relevar si quisiéramos obtener la media de pers./ha con un determinado grado de error y nivel de confianza sin necesidad de relevar todo el universo de análisis. Para ello, se utilizó la fórmula de la ecuación 1.

A partir de este cálculo, con un  $N = 825$ , un  $Z = 1,64$  (90 % nivel de confianza),  $S^2 = 2.035$  y  $d = 22$  pers./ha, se obtiene que con una muestra de 15 RC seleccionados aleatoriamente sería suficiente para obtener la media de personas por hectárea.

En consecuencia, para emprender el modelado de las manzanas y su posterior análisis solar se optó por utilizar 15 radios censales seleccionados por medio de una muestra sistemática no probabilística. Con el fin de asegurar una cobertura de las unidades de análisis de todos los tipos y relevar todo el rango de pers./ha, se optó por dividir el rango total (0,39-302,30 pers./ha) en subrangos de densidad de 25 pers./ha, lo cual generó trece (13) puntos de corte:

- 300; 275; 250; 225; 200; 175; 150; 125; 100; 75; 50; 25 y 0pers./ha

Por su parte, se optó por subdividir en tres el rango correspondiente a 0-25 pers./ha, ya que un radio censal con 0 pers./hano incluiría ninguna vivienda y, por

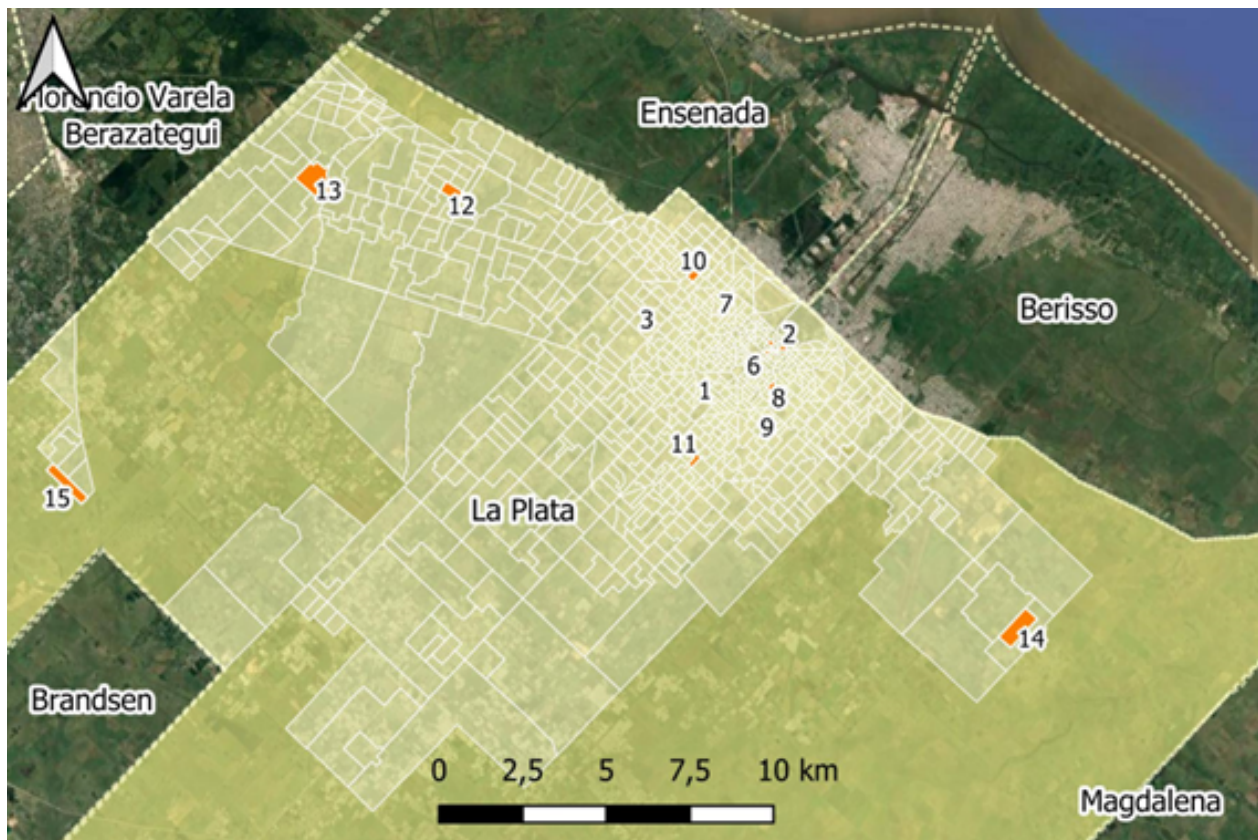
consiguiente, no sería posible evaluar su asoleamiento. En efecto, se utilizaron los siguientes quince (15) puntos de corte:

- 300; 275; 250; 225; 200; 175; 150; 125; 100; 75; 50; 25; 12,5; 6,25 y 3,5 pers./ha

Una vez identificados los 15 puntos de corte, se seleccionaron 15 radios censales que contaran con

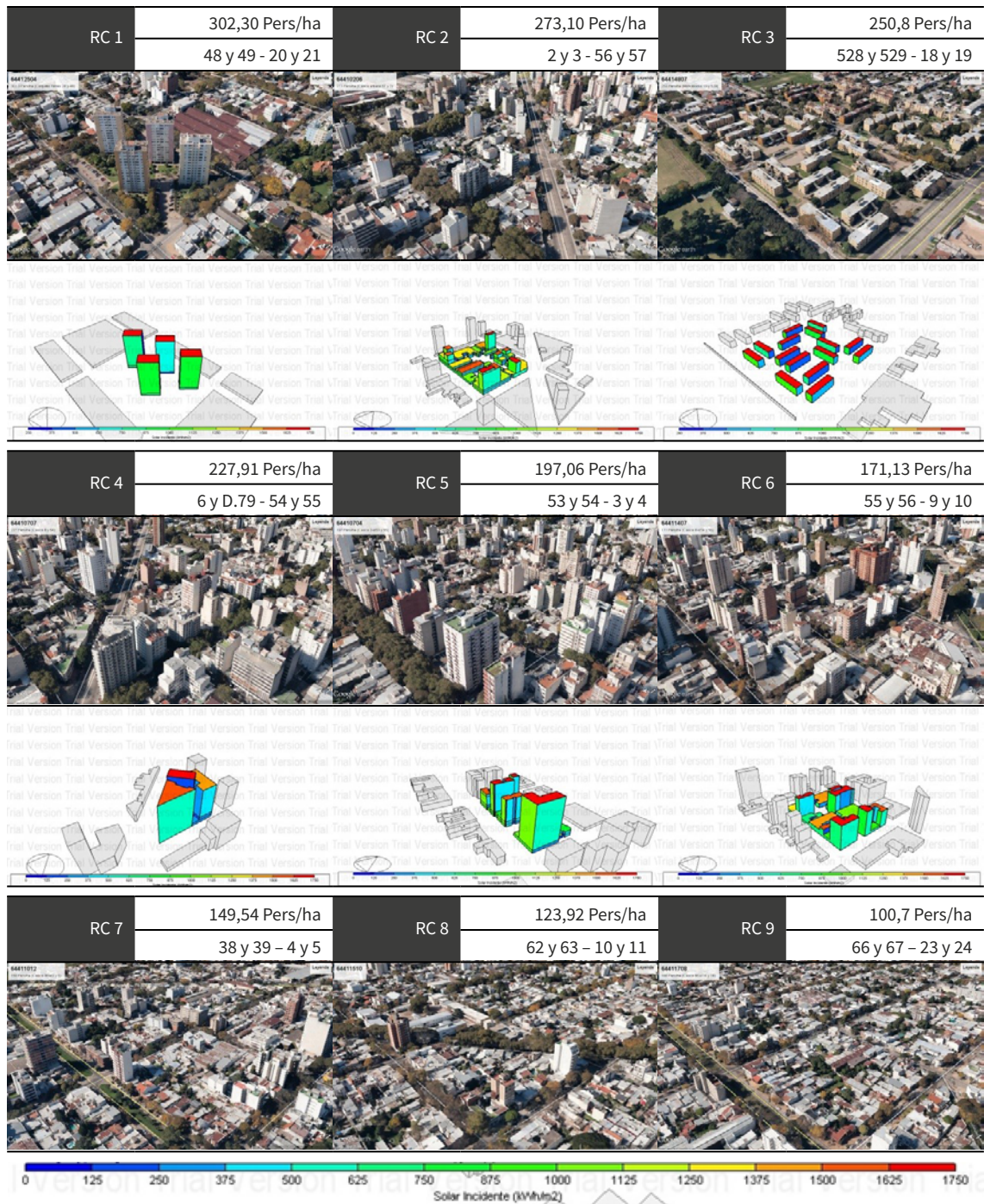
promedios de pers./ha lo más cercanos posibles a dichos valores. En la Figura 5 se observa la localización geográfica de los 15 radios censales (RC) seleccionados y en la Figura 6 se sintetizan las manzanas escogidas para cada uno de estos con su número de identificación, su promedio real de pers./ha, la ubicación geográfica de las calles que la delimitan, una imagen aérea y el modelo con la simulación del asoleamiento.

**Figura 5**  
Ubicación geográfica de cada uno de los quince radios censales utilizados para el análisis



**Figura 6**

ID, densidad de población (pers./ha), imagen aérea y simulación solar para cada una de las 15 manzanas seleccionadas para el análisis



**Figura 6 (continuación)**

ID, densidad de población (pers./ha), imagen aérea y simulación solar para cada una de las 15 manzanas seleccionadas para el análisis





En la Tabla A.1 del Anexo se observan los resultados de los indicadores expuestos en la Tabla 2 de la sección metodológica para cada una de las quince manzanas analizadas.

*Obtención de dos modelos estadísticos para la estimación del nivel de asoleamiento en la ciudad de La Plata*

A partir de los valores obtenidos en la Tabla A.1, ejecutamos el algoritmo de “todas las regresiones posibles” para las variables dependientes ([V16] kWh/año \* vivienda (útiles)) y ([V17] kWh/año \* m<sup>2</sup> (útiles)) y las variables morfológicas-urbanas independientes de la Tabla 3 (calculadas a partir del censo nacional), con el objetivo de construir dos modelos estadísticos de regresión.

**Tabla 3**

*Variables seleccionadas como regresores candidatos para el caso de estudio*

Variable	Nombre
Porcentaje de hogares con tipología de departamento	Dtos -%-
Promedio de habitaciones por hogar	Habitaciones/hogar
Promedio de personas por hectárea	Personas/hectárea
Promedio de hogares por hectárea	Hogares/hectárea

En consecuencia, en primer lugar, se busca el mejor modelo que explique la variable dependiente ([V16] kWh/año \* vivienda (útiles)), cuyos resultados se sintetizan en la Tabla 4.

**Tabla 4**

*Resultados de la ejecución del algoritmo de “todas las regresiones posibles” para la variable [V16] kWh/año\*vivienda (útiles)*

Cantidad de variables	Modelo	R2	R2 Ajustado	CP de Mallows	S	Dtos -%-	Habitaciones/hogar	Personas/hectárea	Hogares/hectárea	Número de condición del modelo	Mayor número de condición de las variables	Mayor factor de inflación de varianza de las variables
1	MV16-1*	0,882	0,873	0,2	22.853	X				1	-	-
	MV16-2	0,816	0,802	6,3	28.482			X		1	-	-
	MV16-3	0,796	0,781	8,2	29.998		X			1	-	-
	MV16-4	0,238	0,179	61,0	58.047		X			1	-	-
2	MV16-5	0,888	0,869	1,6	23.159	X	X			2,6	16,98	1,24
	MV16-6	0,885	0,866	1,9	23.476	X		X		26,94	10,04	7,24
	MV16-7	0,884	0,865	1,9	23.550	X			X	35,67	11,31	9,42
	MV16-8	0,839	0,812	6,2	27.750		X	X		1,97	16,07	1,12
	MV16-9	0,839	0,812	6,3	27.803		X		X	2,26	16,48	1,17
3	MV16-10	0,894	0,865	3,0	23.522	X	X	X		34,75	20,46	7,75
	MV16-11	0,891	0,862	3,3	23.831	X	X		X	42,46	15,68	16,47
	MV16-12	0,885	0,854	3,8	24.492	X		X	X	72,59	15,68	16,47
	MV16-13	0,853	0,813	6,9	27.678		X	X	X	53,29	19,64	12,82
4	MV16-15	0,894	0,852	5,0	24.662	X	X	X	X	78,84	23,07	16,57

Nota. \*Modelo seleccionado.

A partir del análisis realizado en la Tabla 4, se observa que los modelos que pueden ser considerados como válidos, dado que los diagnósticos de colinealidad así lo indican, son el MV16-1, MV16-2, MV16-3, MV16-4, MV16-5, MV16-8 y MV16-9. En consecuencia, observando los niveles de ajuste de cada uno de ellos, se evidencia que

el MV16-1 presenta el R2 ajustado más alto de todos y utiliza tan solo una variable, lo cual es favorable para el mantenimiento posterior del modelo. Por consiguiente, se lo adopta para describir a la variable dependiente ([V16] kWh/año \* vivienda (útiles)). Los principales indicadores y coeficientes del modelo se sintetizan a continuación:

**Tabla 5**

Síntesis del modelo de regresión para la determinación de la variable dependiente [V16] kWh/año\*vivienda (útiles)

Resumen del modelo						
Modelo	R	R2	R <sup>2</sup> ajustado	Error estándar		
MV16-1	0,939	0,882	0,873	22.853		
ANOVA						
Modelo		Suma de cuadrados	GL	Cuadrado medio	F	Sig, (p-valor)
1	Regresión	5,068 E+10	1	5,068E+10	97,032	2,1422E-7
	Residual	6.789.403.910	13			
	Total	5,74 E+10	14			
Coeficientes						
MV16-1	Unidad	Coef. no estandarizados	Coef. estandarizados	t	Sig, (p-valor)	
		$\beta$	Error estándar	Beta		
(Constante)	kWh/año*vivienda	159.529	9.398,54		16,97	2,97 E-10
X Dtos -%-	%	-1475	149,81	-0,939	-9,85	2,14 E-7

Predictores: (Constante), Dtosi -%-, Habitaciones/Hogari  
 Variable dependiente: Yi= kWh/año\*m<sup>2</sup> (útiles)  
 Tamaño de la muestra: 15 radios censales

A partir de la Tabla 5, se reconstruye la ecuación de regresión (Ec. 2) para determinar la variable ([V16] kWh/año \* vivienda (útiles)):

$$Y_i \text{ ([V16]kWh/(año * vivienda (útiles))} \\ = 159.529 + (-1.475 * Dtos_i) \tag{2}$$

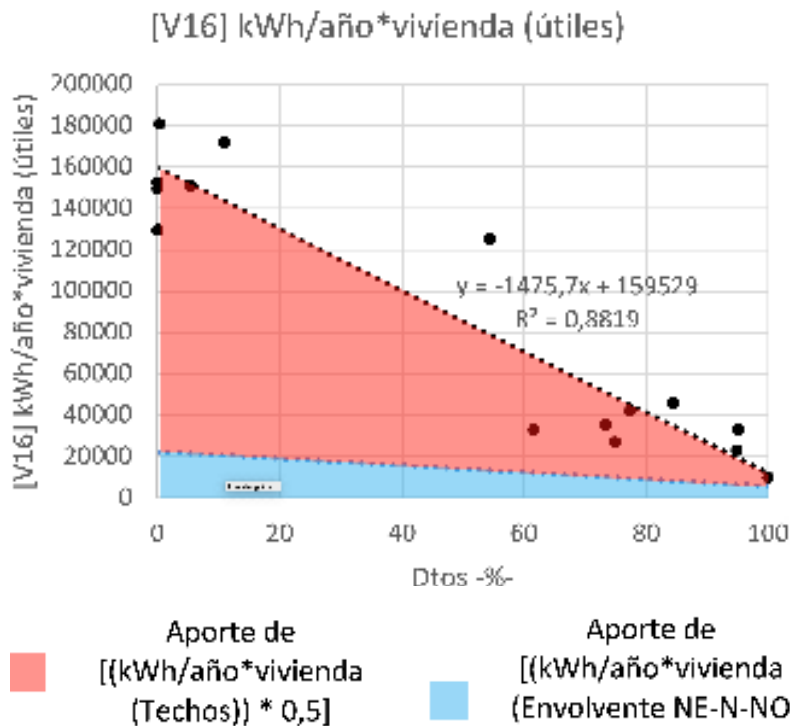
Donde:

Y<sub>i</sub> = kWh/año \* vivienda (útiles) del i-ésimo radio censal  
 Dtos<sub>i</sub> = porcentaje de viviendas con tipología de departamento en el i-ésimo radio censal

Por su parte, dado que ([V16] kWh/año \* vivienda (útiles)) está calculada a partir de los indicadores [(kWh/año \* vivienda (Envolvente NE-N-NO meses otoño-invierno)) \* 0,5] + [(kWh/año \* vivienda (Techos)) \* 0,5], se realiza la regresión para ambos componentes de la sumatoria, utilizando la misma variable independiente (Dtos -%-). A continuación, se sintetizan las ecuaciones de regresión obtenidas.

La ecuación de regresión de [(kWh/año \* vivienda (Envolvente NE-N-NO meses otoño-invierno)) \* 0,5] (Ec. 3) resulta:

**Figura 7**  
 Síntesis del modelo para la determinación de la variable ([V16] kWh/año\*vivienda (útiles))



$$Y_i [(kWh/año * vivienda (Envolvente NE – N – NO meses otoño – invierno)) * 0,5] = 22.453 + (-166 * Dtosi) \quad (3)$$

Donde

$Y_i$  = [kWh/año \* vivienda (Envolvente NE-N-NO invierno) \* 0,5] del i-ésimo radio censal  
 $Dtosi$  = porcentaje de viviendas con tipología de departamento en el i-ésimo radio censal

Por su parte, la ecuación de regresión de [(kWh/año \* vivienda (Techos)) \* 0,5] (Ec. 4) es:

$$Y_i [(kWh/año * vivienda (Techos)) * 0,5] = 137.077 + (-1.309 * Dtosi) \quad (4)$$

Donde:

$Y_i$  = [kWh/año \* vivienda (Techos) \* 0,5] del i-ésimo radio censal  
 $Dtosi$  = porcentaje de viviendas con tipología de departamento en el i-ésimo radio censal

La Figura 7 sintetiza los modelos obtenidos en las Ec. 2, 3 y 4 (áreas llenas) y los valores empíricos de las quince manzanas analizadas (puntos). Allí se observa en el Eje x a la variable independiente [Dtos -%] y en el Eje y a la variable dependiente ([V16] kWh/año \* vivienda (útiles)), con los aportes individuales de [(kWh/año \* vivienda (Envolvente NE-N-NO meses otoño-invierno)) \* 0,5] y de [(kWh/año \* vivienda (Techos)) \* 0,5].

Tabla 6

Resultados de la ejecución del algoritmo de 'todas las regresiones posibles' para la variable [V17] kWh/año\*m<sup>2</sup> (útiles)

Cantidad de variables	Modelo	R2	R2 Ajustado	CP de Mallows	S	Dtos -%-	Habitaciones/hogar	Personas/hectárea	Hogares/hectárea	Número de condición del modelo	Mayor número de condición de las variables	Mayor factor de inflación de varianza de las variables
1	MV17-1	0,677	0,652	3,7	123,22	X				1	-	-
	MV17-2	0,670	0,645	4,1	124,55				X	1	-	-
	MV17-3	0,562	0,529	9,0	143,49			X		1	-	-
	MV17-4	0,366	0,317	17,9	172,73		X			1	-	-
2	MV17-5	0,767	0,728	1,6	108,92		X		X	2,26	16,48	1,17
	MV17-6*	0,748	0,706	2,5	113,24	X	X			2,60	16,98	1,24
	MV17-7	0,707	0,658	4,4	122,24		X	X		1,97	16,07	1,12
	MV17-8	0,693	0,642	5,0	125,12	X			X	35,67	11,31	9,42
	MV17-9	0,684	0,631	5,4	126,97			X	X	45,47	13,08	11,87
3	MV17-10	0,772	0,710	3,4	112,48	X	X		X	42,46	19,73	10,09
	MV17-11	0,771	0,709	3,4	112,71		X	X	X	53,29	19,64	12,82
	MV17-12	0,749	0,681	4,4	118,05	X	X	X		34,75	11,22	8,62
	MV17-13	0,718	0,641	5,9	125,23	X		X	X	72,59	15,68	16,47
4	MV17-15	0,781	0,693	5,0	115,75	X	X	X	X	78,84	23,07	16,57

Nota. \*Modelo seleccionado.

En segundo lugar, se busca el mejor modelo que explique la variable dependiente ([V17] kWh/año \* m<sup>2</sup> (útiles)), cuyos resultados se sintetizan en la Tabla 6.

A partir del análisis realizado en la Tabla 6, se evidencia que los modelos que pueden ser considerados como válidos, dado que los diagnósticos de colinealidad así lo indican, son el MV17-1, MV17-5, MV17-6, MV17-7. En consecuencia, observando los niveles de ajuste de

cada uno de ellos, se visualiza que el MV17-6 presenta uno de los R2 ajustados más altos y utiliza una de las variables regresoras del modelo obtenido previamente (Dtos -%-), lo cual permite realizar análisis conjuntos. Por consiguiente, se adopta el MV17-6 para describir la variable dependiente ([V17] kWh/año \* m<sup>2</sup> (útiles)), cuyos principales indicadores y coeficientes se indican a continuación (Tabla 7).

**Tabla 7**  
 Síntesis del modelo de regresión para la determinación de la variable dependiente [16] kWh/año\*m<sup>2</sup> (útiles)

Resumen del modelo						
Modelo	R	R2	R <sup>2</sup> ajustado	Error estándar		
MV17-6	0,865	0,748	0,706	113,23		
ANOVA						
Modelo		Suma de cuadrados	GL	Cuadrado medio	F	Sig, (p-valor)
1	Regresión	457.535	2	228.767	17.841	0,000254
	Residual	153.872	12	12.822		
	Total	611.408	14			
Coeficientes						
MV16-1	Unidad	Coef. no estandarizados		Coef. estandarizados	t	Sig, (p-valor)
		β	Error estándar	Beta		
(Constante)	kWh/año*m <sup>2</sup>	781,36	225,26		3,46	0,005
X <sub>1</sub> Dtos -%-	%	-3,54	0,82	-0,69	-4,27	0,001
X <sub>2</sub> Habitaciones/hogar	Unidad	116,21	63,09	0,29	1,84	0,090

Predictores: (Constante), Dtos<sub>i</sub> -%-, Habitaciones/Hogari  
 Variable dependiente: Yi= kWh/año\*m<sup>2</sup> (útiles)  
 Tamaño de la muestra: 15 radios censales

A partir de la Tabla 5, se reconstruye la ecuación de regresión (Ec. 5) para determinar la variable ([V17] kWh/año \* m<sup>2</sup> (útiles)):

$$Y_i \text{ ([V17] kWh/año * m}^2 \text{ (útiles))} = 781,36 + (-3,54 * Dtos_i) + (116,21 * Habitaciones/Hogar_i) \quad (5)$$

Donde:

Y<sub>i</sub> = kWh/año \* vivienda (útiles) del i-ésimo radio censal

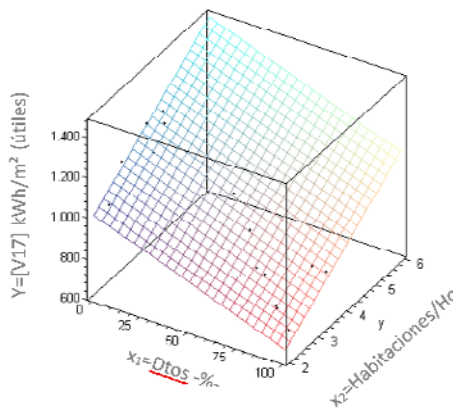
Dtos<sub>i</sub> = porcentaje de viviendas con tipología de departamento en el i-ésimo radio censal

Habitaciones/hogari = promedio de habitaciones por hogar en i-ésimo radio censal

Finalmente, la Figura 8 sintetiza el modelo obtenido en la Ec. 5 (plano) y los valores empíricos de las quince manzanas analizadas (puntos). Allí se observa en el Eje x1 a la variable independiente [Dtos -%-], en el Eje x2 a la variable independiente [habitaciones/hogar] y en el Eje Y a la variable dependiente ([V17] kWh/año \* m<sup>2</sup> (útiles)):

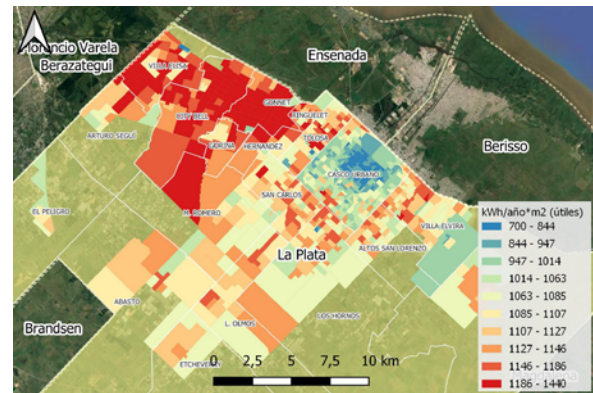
**Figura 8**

Síntesis del modelo para la determinación de la variable [V17] kWh/año·m<sup>2</sup> (útiles)



**Figura 10**

Síntesis energía solar útil promedio por metro cuadrado ([V17] kWh/año·m<sup>2</sup> (útiles)) en cada radio censal de la ciudad (deciles)



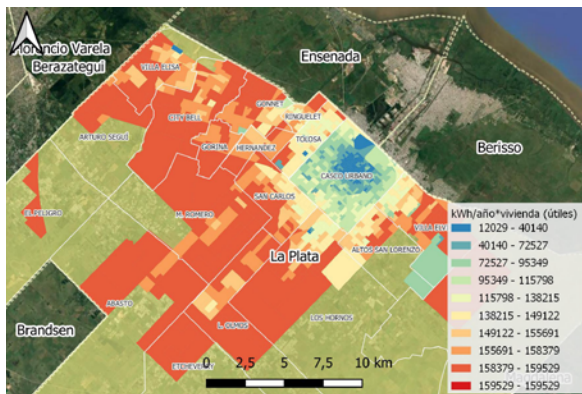
*Aplicación de los modelos obtenidos: construcción de cartografía solar intra-urbana y análisis ante eventuales consolidaciones para la ciudad de La Plata*

Se implementaron los modelos obtenidos en las Ec. 2 y 5 sobre la totalidad de los radios censales que conforman la ciudad con el objetivo de construir mapas de asoleamiento con desagregación intraurbana, los cuales se muestran en las Figuras 9 y 10.

Por su parte, si se requiriera pensar en la densificación o expansión de algún sector de la ciudad, estos modelos podrían brindar herramientas de interés para los planificadores. En efecto, en la Tabla 8 se presenta un ejemplo de un radio censal con una densidad original de 100 pers./ha y se ensaya cuál sería su potencial solar si su densidad alcanzara las 150 pers./ha. Para ello, se utilizan los valores de Dtos -% y habitaciones/hogar correspondientes a los RC9 (≈100 pers./ha) y RC7 (≈150 pers./ha), con el fin de implementar los modelos obtenidos. En efecto, a partir de aplicar la Ec. 2, se observa que el incremento en un 50 % de la densidad significaría que dicho radio pasaría de tener 79.250 kWh/año \* vivienda (útiles) a 45.457 kWh/vivienda (útiles), es decir un 42,6 % menos de energía solar disponible por vivienda. En tanto, aplicando la Ec. 5, ante el mismo incremento de densidad, se obtiene que el nivel de asoleamiento por metro cuadrado de envolvente pasaría de 964,1 a 829,6 kWh/año \* m<sup>2</sup> (útiles), es decir, se perdería el asoleamiento en un 13,9 %.

**Figura 9**

Síntesis energía solar útil promedio por vivienda ([V16] kWh/año·vivienda (útiles)) en cada radio censal de la ciudad (deciles)



**Tabla 8**  
Diferencia de asoleamiento ante una eventual densificación urbana

Categoría	Variable	RC original	RC densificado	Diferencia %
Morfología urbana	Personas/hogar	100	150	+50,0 %
	Dtos -%-	54,4	77,3	+42,1 %
	Habitaciones/hogar	3,23	2,77	-14,2 %
Asoleamiento	[V16] kWh/vivienda (útiles)	79.250	45.457	-42,6 %
	[V17] kWh/año*m <sup>2</sup> (útiles)	964,1	829,6	-13,9 %

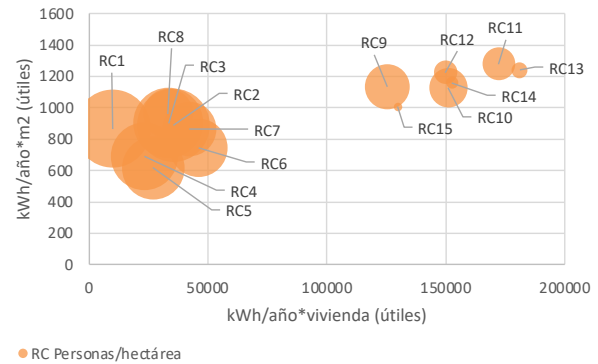
### Discusión

En primer lugar, se analizan los resultados de los dos indicadores de síntesis de potencial solar calculados para las manzanas seleccionadas de los quince radios censales (Figura 11). En este sentido, se observa en el Eje y la [V16] kWh/año \* vivienda (útiles) y en el Eje x la [V17] kWh/año \* m<sup>2</sup> (útiles), mientras que el tamaño de la burbuja indica la densidad poblacional del radio censal. En dicha figura es posible observar una clara diferencia entre los niveles de asoleamiento de los radios con mayor y menor densidad poblacional. En efecto, se verifica que aquellos radios con mayor cantidad de pers./ha cuentan con bajos niveles de asoleamiento (entre 9.918 y 45.932 kWh/año \* vivienda; y entre 616 y 963 kWh/año \* m<sup>2</sup>), mientras que aquellos con menor densidad poseen niveles de asoleamiento notoriamente mayores (entre 125.319 y 180.955 kWh/año \* vivienda; y entre 1.006 y 1.280 kWh/año \* m<sup>2</sup>).

Por su parte, los resultados de los gráficos de las ecuaciones de regresión indican una serie de aspectos que requieren su análisis pormenorizado.

En primer lugar, en lo que refiere al comportamiento de la energía solar recibida por vivienda en envolventes verticales en otoño-invierno y en techos (Figura 6), es posible identificar que, en ambos casos, esta decae a medida que se incrementa la consolidación. Es decir, en tanto crece el porcentaje de viviendas con tipología de departamento el nivel de asolamiento decrece. Esto es esperable, debido a que, a mayor consolidación, se

**Figura 11**  
Síntesis de los resultados de los principales indicadores de potencial solar en las quince manzanas urbanas modeladas



encuentran mayores obstrucciones solares y menores superficies de vivienda y de envolventes expuestas. Sin embargo, este decrecimiento presenta funciones muy diferentes entre sí, dado que la energía solar disponible por vivienda en envolventes verticales presenta una pendiente mucho menos pronunciada ( $m = -166$ ) que la de techos ( $m = -1.309$ ). Esto significa que, en el primer caso, hay una diferencia entre extremos en factor 4; mientras que, en el segundo caso, hay una diferencia entre extremos en factor 22.

Por su parte, si analizamos la disponibilidad solar por metro cuadrado de envolvente expuesta (Figura 7), es notorio que en los sectores urbanos con baja consolidación (poca participación de departamentos y viviendas de gran superficie) las obstrucciones solares

son muy poco significativas, generando superficies con muy buen nivel de asoleamiento. Por su parte, a medida que la compacidad crece, las obstrucciones se hacen más importantes y esto reduce la energía solar promedio recibida por cada metro cuadrado de superficie expuesta.

En relación con la distribución territorial del recurso solar útil por vivienda y por  $m^2$  (Figuras 8 y 9), es notorio cómo este disminuye a medida que se analizan radios censales ubicados en el interior del casco urbano, donde los niveles de consolidación son más importantes. Esta observación debe complementarse con otros indicadores/variables que pueden resultar de interés. Por un lado, es necesario considerar que la demanda de energía por vivienda también se reduce en los radios censales más consolidados (Chávez et al., 2017; Chávez et al., 2019), dado que las superficies de las viviendas son más reducidas y su envolvente expuesta también. Por lo tanto, será necesario analizar el balance entre disponibilidad solar y demanda de energía, a partir de nuevos mapas y modelos que permitan su análisis. Por otro lado, es necesario considerar indicadores sociodemográficos que pueden definir la inserción de fuentes no convencionales, como puede ser la proporción de ocupantes inquilinos y propietarios, la calidad constructiva de los techos y muros, etc., tal como se planteó en una escala de trabajo menor en Chávez et al. (2018). Estos análisis integradores se plantean para futuras investigaciones.

Asimismo, en cuanto al análisis de densificación elaborado en la Tabla 5, si utilizamos como ejemplo la manzana RC9 (100,7 pers./ha), es posible observar que esta tiene una morfología compacta y se desarrolla en uno y dos niveles. Por su parte, la manzana RC7 (149,54 pers./ha) presenta predominantemente una morfología similar a la anterior, compacta y baja, pero con la adición de cinco edificios en altura. Es decir que la transformación entre una situación y la siguiente podría originarse de una forma muy veloz, con las consecuentes pérdidas de asoleamiento que se expusieron en la Tabla 8 que son del orden del 42,6 % en kWh/año \* vivienda (útiles) y del 13,9 % en kWh/año \*  $m^2$  (útiles).

En efecto, a partir de los diferentes resultados obtenidos se observa que a mayores niveles de consolidación el potencial solar disminuye. Tal como se evidencia en las Figuras 8 y 9, los sectores más consolidados de la ciudad de La Plata se localizan en el centro del casco urbano, por su parte, la consolidación se vuelve gradualmente menor hacia la periferia y de manera concéntrica al núcleo central de la ciudad. Este hecho responde a los procesos de conformación históricos, los cuales están estrechamente ligados a los códigos de ordenamiento urbano. En este sentido, el Código de Ordenamiento Urbano (Ordenanza 10.703, 2010) contempla: para los sectores más consolidados, una altura máxima de 12 niveles (más posibles premios) y una densidad residencial máxima de 1.000 pers./ha (más posibles premios). Mientras que, para los sectores menos consolidados, se contempla una altura máxima de 3 niveles y una densidad de 150 pers./ha. Es decir que, el sector de mayor consolidación de la ciudad, que en el último censo contaba con 302,3 pers./ha, podría incrementar su densidad más de tres veces. En tanto, en el sector menos consolidado, que contaba con 3,61 pers./ha, se podrían incrementar la densidad unas cuarenta veces. Estos procesos de densificación tendrían un impacto negativo muy considerable en los niveles de asoleamiento, lo cual refuerza la necesidad de incorporar variables solares en los códigos de ordenamiento.

## Conclusiones

El presente trabajo permitió desarrollar una metodología para la construcción de modelos estadísticos que estiman el potencial solar dentro de una ciudad. Esta metodología podrá ser ensayada en otros casos de estudio de escala similar, pero con climas diferentes, lo cual generará modelos específicos para cada caso.

Por su parte, es posible afirmar que se obtuvieron modelos de bajo costo, ya que a partir de información georreferenciada para toda la ciudad, que es de acceso gratuito (información censal), y del modelado remoto de 15 manzanas urbanas en un software de simulación energética (sin necesidad de relevar in situ), fue posible construir dos modelos estadísticos que describen y



predicen el comportamiento solar en los radios censales que conforman la ciudad. Estos modelos de regresión presentaron grados de ajuste aceptables ( $R^2$  ajustado de 0,873 para  $[[V16] \text{ kWh/año} * \text{vivienda (útiles)}]$  y 0,706 para  $[[V17] \text{ kWh/año} * \text{m}^2 \text{ (útiles)}]$ ), lo cual permitió la extrapolación del modelo. A partir de ello, fue posible:

- Construir un mapa urbano de potencial solar para para la ciudad de La Plata, el cual, a partir de la réplica de la presente metodología en otros casos de estudio, puede ser elaborado para otras ciudades.
- Cuantificar la incidencia de la consolidación urbana sobre el asoleamiento. En este sentido, se realiza un aporte a la discusión ciudad compacta-ciudad difusa, a partir de proporcionar una metodología de bajo costo para describir o prever ágilmente el comportamiento solar futuro de sectores urbanos sometidos a procesos de consolidación o expansión.

En cuanto a los resultados obtenidos, se destaca que el comportamiento de la energía solar recibida por vivienda en envolventes verticales en otoño-invierno y en techos (Figura 7) presenta funciones decrecientes a medida que se incrementa el porcentaje de viviendas con tipología de departamentos, pero con pendientes diferentes. En este sentido, la energía solar disponible por vivienda en la envolvente vertical en los sectores de consolidación alta es cuatro veces menor a la que se encuentra en los sectores de consolidación baja. En cuanto a energía solar disponible por vivienda en techos en los sectores de consolidación alta es 22 veces menor a la que se encuentra en los sectores de consolidación baja.

En lo que refiere a disponibilidad solar por metro cuadrado de envolvente (Figura 8), se observa que la función decrece cuando el porcentaje de viviendas con tipología de departamento es alto y el promedio de habitaciones por hogar es bajo, es decir, cuando la consolidación aumenta.

En tanto, los mapas de potencial solar construidos para el caso de estudio indican que este disminuye a medida que se analizan radios censales ubicados en el interior del casco urbano, donde los niveles de

consolidación son más elevados. Este mapa resulta de interés para los planificadores urbanos, ya que permite contar con un producto inicial que permitiría incorporar requerimientos en materia solar en futuros códigos de ordenamiento urbano, los cuales deberán ser diferentes para los distintos sectores de la ciudad. Asimismo, cabe destacar que no existen programas o subsidios para la instalación de paneles solares en la ciudad, solo hay una serie de incentivos nacionales para la inserción de sistemas fotovoltaicos. Por lo tanto, con la identificación de los sectores más propicios para la inserción de sistemas de energía solar, sería posible promover dentro de futuros códigos ciertos incentivos o premios para su implementación en áreas donde exista un amplio margen de consolidación y se asegure un nivel de asoleamiento estable en el tiempo.

En última instancia, y también considerando la utilidad para las oficinas de planificación urbana, se observó que a partir de la densificación de un 50 % de un radio censal, la energía solar disponible por vivienda se reduciría en promedio un 42,6 % y la energía solar disponible por metro cuadrado bajaría en un 13,9 %. Estos resultados son relevantes, ya que una de las lógicas de expansión residencial es la denominada densificación en altura, la cual tiene consecuencias de diferente índole, entre ellas, la reducción de la disponibilidad del recurso solar.

Por otra parte, los resultados del presente trabajo serán vinculados con investigaciones en curso donde se están construyendo modelos para explicar y predecir la demanda energética por radio censal en la ciudad de La Plata. Es decir, que se podrán establecer conclusiones de interés relacionadas con la participación de la energía solar sobre el total de la demanda energética en los diferentes sectores urbanos. Esto generará un análisis integrador, donde se podrán trazar curvas de fracción solar con base en los niveles de consolidación y así identificar aquellas configuraciones urbanas que resulten energéticamente más eficientes para el caso de estudio.

## Referencias

- Bahgat, R., Reffat, R., & Elkady, S. (2020). Analyzing the impact of design configurations of urban features on reducing solar radiation. *Journal of Building Engineering*, 32, 101664. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2020.101664>
- Degree Days. Weather Data for Energy Saving (2021). Recuperado 27 de octubre de 2022, de BizEE Software website: <https://www.degreedays.net/>
- Bonczak, B., & Kontokosta, C. (2019). Large-scale parameterization of 3D building morphology in complex urban landscapes using aerial LiDAR and city administrative data. *Computers, Environment and Urban Systems*, 73, 126-142. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2018.09.004>
- Brito, M., Freitas, S., Guimarães, S., Catita, C., & Redweik, P. (2017). The importance of facades for the solar PV potential of a Mediterranean city using LiDAR data. *Renewable Energy*, 111, 85-94. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2017.03.085>
- Burchell, R., Lowenstein, G., Dolphin, R., Galley, C., Downs, A., Seskin, S., Still, K. G., & Moore, T. (2002). *The Costs of Sprawl-2000*. National Academy Press. <https://www.trb.org/Publications/Blurbs/160966.aspx>
- Chévez, P. (2021). Energías renovables y eficiencia energética en ciudades: barreras, facilitadores, desafíos y oportunidades. Entrevista con Lea Ranalder. *Geograficando*, 17(2), e106. <https://doi.org/10.24215/2346898Xe106>
- Chévez, P., Barbero, D., Martini, I., & Discoli, C. (2017). Application of the k-means clustering method for the detection and analysis of areas of homogeneous residential electricity consumption at the Great La Plata region, Buenos Aires, Argentina. *Sustainable Cities and Society*, 32, 115-129. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2017.03.019>
- Chévez, P., Martini, I. y Discoli, C. (2019). Methodology developed for the construction of an urban-energy diagnosis aimed to assess alternative scenarios: An intra-urban approach to foster cities' sustainability. *Applied Energy*, 237, 751-778. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.01.037>
- Chévez, P., Viegas, G., Martini, I. y Discoli, C. (2018). Metodología para calcular el índice de potencial solar intra-urbano: integración de variables morfológicas, termo-físicas, climáticas y socio-demográficas. *Revista Produção e Desenvolvimento*, 4(3), 73-90. <https://doi.org/10.32358/rpd.2018.v4.339>
- DesignBuilder (Nº de versión 7). (2021). DesignBuilder Software Ltd.
- Díaz, N. (2006). Técnicas de muestreo. Sesgos más frecuentes. *Revistas Eden*, 9(4). <http://www.revistaseden.org/files/9-CAP%209.pdf>
- Discoli, C. (2009). *Metodología para el diagnóstico urbano-energético ambiental en aglomeraciones intermedias. El caso del Gran La Plata*. Editorial Universitaria de La Plata.
- Fondo Monetario Internacional. (2021). *GDP per capita, current prices - U.S. dollars per capita* [Conjunto de datos]. <https://www.imf.org/external/datamapper/NGDPDPC@WEO/OEMDC/ADVEC/WEOWORLD/ARG>
- Frediani, J. (2010). *Lógicas y tendencias de la expansión residencial en áreas periurbanas. El Partido de La Plata, Buenos Aires, Argentina, entre 1990 y 2010* [Tesis doctoral]. UNLP, La Plata.
- Gadsden, S., Rylatt, M., Lomas, K., & Robinson, D. (2003). Predicting the urban solar fraction: a methodology for energy advisers and planners based on GIS. *Energy and Buildings*, 35(1), 37-48. [https://doi.org/10.1016/S0378-7788\(02\)00078-6](https://doi.org/10.1016/S0378-7788(02)00078-6)
- Gong, F., Zeng, Z., Ng, E., & Norford, L. (2019). Spatiotemporal patterns of street-level solar

- radiation estimated using Google Street View in a high-density urban environment. *Building and Environment*, 148, 547-566. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2018.10.025>
- Google Project Sunroof (2021). Recuperado 27 de octubre de 2022, de <https://www.google.com/get/sunroof/building/37.4162762/-122.1034572/#?f=buy>
- Instituto Nacional de Estadísticas y Censos. (2010). Censo Nacional 2010. <https://www.indec.gob.ar/indec/web/Nivel4-Tema-2-41-135>
- Instituto Nacional de Estadísticas y Censos. (2021). *Incidencia de la pobreza y la indigencia en 31 aglomerados urbanos. Primer semestre de 2021* (Informe técnico: Condiciones de vida, Vol. 5, n.º 13). Edición del autor.
- Instituto Argentino de Normalización y Certificación. (2012). Norma 11603. Acondicionamiento térmico de edificios. Clasificación bioambiental de la República Argentina. Edición del autor.
- Lingfors, D., Bright, J.M., Engerer, N.A., Ahlberg, J., Killinger, S. & Widén J. (2017). Comparing the capability of low- and high-resolution LiDAR data with application to solar resource assessment, roof type classification and shading analysis. *Applied Energy*, 205, 1216-1230. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.08.045>
- Liu, Z., Yang, A., Gao, M., Jiang, H., Kang., Y., Zhan, F. & Fei, T. (2019). Towards feasibility of photovoltaic road for urban traffic-solar energy estimation using street view image. *Journal of Cleaner Production*, 228, 303-318. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.04.262>
- López Accotto, A. y Macchioli, M. (Coords.) (2015). *La estructura de la recaudación municipal en la Argentina: alcances, limitaciones y desafíos*. Universidad Nacional de General Sarmiento. <http://catalogo.econo.unlp.edu.ar/meran/getDocument.pl?id=757>
- Lopez-Ruiz, H., Blazquez, J., & Vittorio, M. (2020). Assessing residential solar rooftop potential in Saudi Arabia using nighttime satellite images: A study for the city of Riyadh. *Energy Policy*, 140, 111399. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2020.111399>
- Martínez-Rubio, A., Sanz-Adan, F., Santamaría-Peña, J., & Martínez, A. (2016). Evaluating solar irradiance over facades in high building cities, based on LiDAR technology. *Applied Energy*, 183, 133-147. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.08.163>
- Martín-Jiménez, J., Del Pozo, S., Sánchez-Aparicio, M., & Lagüela, S. (2020). Multi-scale roof characterization from LiDAR data and aerial orthoimagery: Automatic computation of building photovoltaic capacity. *Automation in Construction*, 109, 102965. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2019.102965>
- Minitab (version 20). (2021). Minitab® Statistical Software
- Montgomery, G. C. y Runger, D. (2011). *Probabilidad y estadística aplicada a la ingeniería* (2da edición). Limusa Wiley.
- Montgomery, D. C., Peck, E. A. & Vining, G. G. (2012). *Introduction to linear regression analysis* (5th ed.). Wiley.
- NeHo, O. (1998). Los confines de la ciudad sin confines. Estructura urbana y límites administrativos en la ciudad difusa. En J. Monclús (Ed.), *La ciudad dispersa* (pp. 35-57). Centro de Cultura Contemporánea de Barcelona.
- Nelson, J., & Grubestic, T. (2020). The use of LiDAR versus unmanned aerial systems (UAS) to assess rooftop solar energy potential. *Sustainable Cities and Society*, 61, 102353. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102353>
- Ordenanza N° 10703. Ordenanza de ordenamiento territorial y uso del suelo para el partido de La Plata (28 de abril de 2010). <https://www.concejodeliberante.laplata.gob.ar/digesto/Cou/or10703.pdf>
- Phap, V., Huong, N., Hahn, P., Duy, P., & Binh, D. (2020). Assessment of rooftop solar power technical

- potential in Hanoi city, Vietnam. *Journal of Building Engineering*, 32, 101528. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2020.101528>
- Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo. (2020). *Informe mundial de desarrollo humano 2020. La próxima frontera: desarrollo humano y el Antropoceno. Índices de Desarrollo Humano de Argentina. Diciembre 2020*. Edición del autor.
- Ren21 (2019). *Renewables in cities 2019. Global status report*. Edición del autor. [https://www.ren21.net/wp-content/uploads/2019/05/REC-2019-GSR\\_Full\\_Report\\_web.pdf](https://www.ren21.net/wp-content/uploads/2019/05/REC-2019-GSR_Full_Report_web.pdf)
- Rodríguez, L. (2016). *Instrumentación metodológica para el reciclado masivo de la edificación residencial orientada a la eficiencia energética* [Tesis doctoral]. Universidad Nacional de Salta, Salta.
- Rueda, S. (2003). P5 Modelos de ordenación del territorio más sostenibles. Ciudades para un futuro más sostenible. <http://habitat.aq.upm.es/boletin/n32/asrue.html#fntext-1>
- Sanabria Artunduaga, T. y Ramírez Ríos, J. (2017). Ciudad compacta vs. ciudad difusa. Ecos antiguos y recientes para las políticas de planeación territorial y espacial. *Cuaderno Urbano*, 22(22), 029-052. <https://doi.org/10.30972/crn.22222042>
- Shi, Z., Fonseca, J., & Schlueter, A. (2021). A parametric method using vernacular urban block typologies for investigating interactions between solar energy use and urban design. *Renewable Energy*, 165(Part 1), 823-841. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2020.10.067>
- Suomalainen, K., Wang, V., & Sharp, B. (2017). Rooftop solar potential based on LiDAR data: Bottom-up assessment at neighbourhood level. *Renewable Energy*, 111, 463-475. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2017.04.025>
- Wegertseder, P., Lund, P., Mikkola, J., & García Alvarado, P. (2016). Combining solar resource mapping and energy system integration methods for realistic valuation of urban solar energy potential. *Solar Energy*, 135, 325-336. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2016.05.061>
- Wong, M., Zhu, R., Liu, Z., Lu, L., Peng, J., Tang, Z., Lo, C., & Chan, W. (2016). Estimation of Hong Kong's solar energy potential using GIS and remote sensing technologies. *Renewable Energy*, 99, 325-335. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.07.003>
- Xu, S., Li, Z., Zhang, C., Huang, Z., Tian, J., Luo, Y., & Du, H. (2021). A method of calculating urban-scale solar potential by evaluating and quantifying the relationship between urban block typology and occlusion coefficient: A case study of Wuhan in Central China. *Sustainable Cities and Society*, 64, 102451. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102451>
- Yafei, J., Tian, L., Tao, P., Hongbo, W., Cuiling, L. & Guoqiang N. (2013). Effects of point density on dem accuracy of airborne lidar. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 493-496. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2013.6721200>
- Zhang, C., Li, Z., Jiang, H., Luo, Y. & Zu, S. (2021). Deep learning method for evaluating photovoltaic potential of urban land-use: A case study of Wuhan, China. *Applied Energy*, 283, 116329. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.116329>
- Zhong, T., Zhang, K., Che, M., Wang, Y., Zhu, R., Zhang, Z., Zhou, Z., Qian, Z., Lv, G., & Yan, J. (2021). Assessment of solar photovoltaic potentials on urban noise barriers using street-view imagery. *Renewable Energy*, 168, 181-194. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2020.12.044>

Anexo

**Tabla A.1**  
Síntesis de indicadores por manzana

	[V1]	[V2]	[V3]	[V4]	[V5]	[V6]	[V7]	[V8]	[V9]	[V10]	[V11]	[V12]	[V13]	[V14]	[V15]	[V16]	[V17]		
<b>Manzana correspondiente al RC</b>																			
<b>Dtos -% -</b>																			
<b>Habitaciones/Hogar</b>																			
<b>(Personas/Hectárea)</b>																			
<b>Cantidad de viviendas</b>																			
<b>m² envolvente NE-N-NO:</b>																			
<b>m² de envolvente E-SE-S-SO-O:</b>																			
<b>m² de envolvente de TECHOS:</b>																			
<b>m² de envolvente total:</b>																			
<b>MWh/año en envolvente NE-N-NO:</b>																			
<b>MWh en envolvente NE-N-NO meses otoño-invierno:</b>																			
<b>MWh/año en envolvente de TECHOS:</b>																			
<b>kWh/año·vivienda (Envolvente NE-N-NO):</b>																			
<b>kWh/vivienda (Envolvente NE-N-NO meses otoño-invierno):</b>																			
<b>kWh/año·vivienda (Techos):</b>																			
<b>kWh/año·m² (Envolvente NE-N-NO):</b>																			
<b>kWh/m² (Envolvente NE-N-NO meses de otoño-invierno):</b>																			
<b>kWh/año·m² (Techos):</b>																			
<b>kWh/año·vivienda (útiles):</b>																			
<b>kWh/año·m² (útiles)</b>																			
1	100,00	3,39	302,30	185	2.953	13.609	1.277	17.838	2.937	1.576	2.093	15.880	8.520	11.316	995	534	1.640	9.918	868
2	73,37	2,76	273,10	197	7.875	7.885	7.853	23.613	6.285	2.877	11.076	31.906	14.606	56.227	798	365	1.411	35.417	887
3	95,13	3,23	250,80	133	6.000	6.000	3.840	15.840	5.582	2.573	6.296	41.975	19.351	47.341	930	429	1.640	33.346	901
4	94,86	2,44	227,91	96	4.692	8.882	1.759	15.333	3.661	1.928	2.523	38.143	20.092	26.289	780	411	1.435	23.191	690
5	74,90	3,35	197,06	177	10.812	10.811	4.719	26.343	8.073	3.586	5.986	45.610	20.263	33.822	747	332	1.269	27.042	616
6	84,35	2,70	171,13	141	9.735	9.735	7.643	27.114	6.668	3.005	9.947	47.296	21.316	70.549	685	309	1.301	45.932	745
7	77,32	2,77	149,54	187	9.634	10.239	8.610	28.483	7.366	3.345	12.466	39.393	17.890	66.666	765	347	1.448	42.278	867
8	61,60	3,31	123,92	184	6.000	6.835	6.679	19.513	4.574	2.089	10.127	24.862	11.355	55.039	762	348	1.516	33.197	964
9	54,43	3,23	100,70	57	4.562	4.577	8.014	17.152	3.606	1.661	12.625	63.272	29.147	221.491	791	364	1.575	125.319	1.136
10	5,44	3,67	75,38	28	2.908	2.906	4.586	10.400	2.542	1.177	7.280	90.792	42.040	260.004	874	405	1.588	151.022	1.129
11	10,80	3,72	53,56	41	3.236	3.269	7.793	14.297	2.908	1.348	12.775	70.930	32.892	311.593	899	417	1.639	172.243	1.281
12	0	4,35	27,30	23	1.917	2.198	3.698	7.813	1.775	827	6.063	77.179	35.975	263.629	926	432	1.640	149.802	1.227
13	0,27	3,78	12,85	24	2.342	2.657	4.656	9.655	2.247	1.055	7.630	93.646	43.965	317.946	960	450	1.639	180.956	1.241
14	0	2,94	7,95	10	1.070	1.143	1.560	3.772	1.060	495	2.557	106.094	49.578	255.706	992	463	1.640	152.642	1.161
15	0	2,48	3,61	9	1.238	1.238	1.082	3.558	1.206	566	1.768	134.098	62.913	196.548	975	457	1.635	129.730	1.007