

Modelo estadístico para determinar el consumo de gas natural en áreas urbanas: La Plata -Argentina-

Statistical model to determine natural gas consumption in urban areas: La Plata -Argentina-

PEDRO JOAQUÍN CHÉVEZ¹  0000-0001-8437-5026

¹ Instituto de Investigaciones y Políticas del Ambiente Construido (IIPAC CONICET-UNLP). Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET). Universidad Nacional de La Plata (UNLP).

Resumen

El presente trabajo plantea la construcción de un modelo estadístico de regresión múltiple basado en información censal que permite estimar el consumo de gas natural por usuario en una determinada área urbana. Este modelo fue testado en una hipotética expansión urbana, para la cual se evaluaron quince posibles morfologías. Para cada una de estas se obtuvo el consumo de gas natural con el fin de identificar la configuración urbana más eficiente. El modelo obtenido cuenta con un $R^2=0,60$ y permitió identificar variables clave en la determinación del consumo de gas natural que, para La Plata, resultaron: el porcentaje de departamentos, el promedio de habitaciones por hogar y el porcentaje de personas inactivas. La metodología aquí desarrollada puede ser replicada en otros casos de estudio de similar escala, con sus adecuaciones pertinentes; puede generar argumentos específicos para cada caso a la discusión entre ciudades compactas y difusas; y, además, puede contribuir en la toma de decisiones en materia de planificación urbana a partir de un enfoque energético.

Palabras clave: gas natural; metodología; modelo estadístico; áreas urbanas.

Fechas • Dates

Recibido: 2021.11.23
Aceptado: 2021.02.00
Publicado: 2022.05.23

Autor/a para correspondencia Corresponding Author

Pedro Joaquín Chávez
chevezpedro@gmail.com

Abstract

This paper proposes the construction of a multiple regression statistical model based on census information that allows estimating the natural gas consumption per user in an urban area. This model was tested in a hypothetical urban expansion, for which fifteen possible morphologies were evaluated. For each of them, the natural gas consumption was obtained to identify the most efficient urban configuration. The obtained model has an $R^2=0.60$ and allowed the identification of key variables in the determination of natural gas consumption which, for La Plata city, were: the percentage of apartments, the average number of rooms per household and the percentage of inactive people. The methodology here developed can be replicated in other study cases of similar scale, with its pertinent adjustments; it can generate specific arguments for each case to the discussion between compact and diffuse cities; and, in addition, it can contribute to decision-making in urban planning based on an energy approach.

Keywords: natural gas, methodology, statistical model, urban areas.

1. Introducción

1.1. Planteo general

Actualmente, a nivel mundial el sector residencial demanda alrededor del 23% del consumo total de energía (IEA, 2015). Por su parte, en el caso de Argentina, este sector alcanza una participación del 25,2% (SdGE, 2020). Esta demanda se localiza principalmente en las ciudades, ya que a nivel mundial aproximadamente el 50% de los hogares se encuentran en zonas urbanas (ONU, 2014), mientras que en Argentina este valor alcanza el 90% (INDEC, 2010).

A partir de dichos valores se entiende que, si los Estados pretenden abordar soluciones para minimizar sus consumos de energía, es fundamental que dirijan sus esfuerzos en reducir la demanda que se origina en las ciudades. Algunas alternativas que contemplan soluciones para el sector residencial radican en la mejora de la eficiencia energética (EE) de los edificios y su equipamiento domiciliario, como así también en la incorporación de sistemas de energías renovables (ER) sobre las edificaciones (Cortekar et al., 2016; WEC, 2016).

En consecuencia, a partir de la mejora de la EE y la incorporación de ER en las ciudades, se podría reducir considerablemente la demanda total de energía de cualquier país que cuente con una alta tasa de urbanización. Esto contribuiría a minimizar las emisiones de gases de efecto invernadero; reducir la dependencia de los combustibles fósiles y, consecuentemente, evitar la volatilidad de sus precios; como así también reducir la incertidumbre sobre el futuro de los recursos energéticos no renovables; entre otros aspectos.

En tanto, en el caso argentino, las principales ventajas ocasionadas por la reducción de la demanda total de energía están vinculadas con permitir retrasos en inversiones de infraestructura energética, evitar cortes de suministro en períodos de picos de demanda, como así también obtener un importante ahorro en la salida de divisas por la reducción importaciones de combustibles.

En este sentido, las iniciativas dirigidas a promover la EE y las ER en el sector residencial pueden abordarse desde diferentes enfoques. Por ejemplo, pueden promocionarse a partir de instrumentos regulatorios o normativos, por medio de incentivos, o a través de la difusión de información precisa. También, la promoción de la EE y las ER se puede abordar desde el diseño urbano, más

precisamente a partir de la utilización de morfologías urbanas que sean eficientes en términos de minimizar sus pérdidas de energía y en su posibilidad de incorporar sistemas no convencionales.

El enfoque morfológico es decisivo en la definición del intercambio de calor interior-exterior a través de las superficies de la envolvente; por lo tanto, este tiene impacto directo en la EE de una determinada área urbana. Asimismo, las superficies asoleadas/obstruidas de las viviendas definen el potencial de inserción de ER. Dentro de esta dicotomía, que es necesaria de equilibrar, también hay que considerar las condiciones sanitarias y ambientales asociadas al hacinamiento, la ventilación, las horas de sol, etc. Además, probablemente habrá que añadir nuevas recomendaciones que puedan surgir para las ciudades tras la actual pandemia mundial de COVID-19, para hacer frente a futuras enfermedades de propagación epidémica en contextos urbanos.

En consecuencia, la morfología urbana trae consigo la discusión sobre las características de las ciudades compactas y difusas. Este debate tiene una larga trayectoria que incluye diversas aristas tales como la forma urbana, el consumo de energía, el transporte, la calidad ambiental, el uso del suelo, los aspectos sociodemográficos e históricos, entre otras variables. Algunas de ellas, se abordan a continuación.

1.2. El debate entre la ciudad compacta y la ciudad difusa

Zaida Muxi (2006) señala que, en la actualidad, es posible establecer dos modelos antagónicos de ciudad cuyo desarrollo responde a cuestiones históricas: uno es el de la dispersión (o difusión) y el otro es el de la concentración (o compacidad). Al primero lo define como tardoracionalista, el cual entiende a la ciudad por funciones y particiona el territorio para cubrir sus necesidades. Al segundo, lo describe como de índole más tradicional, el cual aboga por la multiplicidad, por el equilibrio y por la mezcla funcional, social, económica y cultural, por el transporte público y el espacio público.

En relación con estas definiciones, y focalizando en la ciudad difusa, Sanabria Artunduaga y Ramírez Ríos (2017) profundizan en la conceptualización y señalan que los procesos de dispersión urbana presentan patrones de crecimiento tentaculares, expansivos, de baja densidad y poco regulados, lo cual se asocia a ciudades atomizadas originadas por procesos de conurbación y suburbanización. Este modelo disperso, de tradición “anglosajona”, depende del desarrollo y de la extensión superficial de la ciudad industrial sobre la periferia rural circundante. En consecuencia, su multiplicación se vio favorecida por el incremento en la capacidad de movilidad automotriz y de las comunicaciones y, por supuesto, también está asociada a procesos emergentes de las fases de desregulación económica propias del neoliberalismo.

Por su parte, Frediani (2010) sintetiza una serie de conceptualizaciones sobre la ciudad difusa y concluye que hay un consenso en identificar a este modelo con la insustentabilidad ambiental, la fragmentación territorial y la segregación socioespacial. A su vez, indica que este modelo responde a una intención de racionalizar el destino del uso del suelo por medio de la zonificación de sectores urbanos con funciones específicas (residencial, comercial, educativa, industrial, etc.) (Rueda, 2003). Esto incrementa las distancias entre funciones y, además, tal como lo define Nel-lo (1998), genera confines y divisorias sociales, funcionales, políticas y administrativas. En cuanto a la segregación social, Sanabria Artunduaga y Ramírez Ríos (2017) sostienen que este tipo de urbanizaciones polariza la separación entre ricos y pobres y, al reducirse las comunicaciones, la regulación y los intercambios, se pierde calidad en los espacios públicos, los cuales son absorbi-

dos por los sitios privados (la vivienda). En tanto, Nel-lo (1998) afirma que la ciudad difusa ha sido definida como la ciudad del mercado, una ciudad basada en la mera especulación de los terrenos, en la vida en guetos o suburbios alejados y segregados, conectados por autopistas. En este sentido, constituye el resultado del actual modelo de consumo, en donde la ciudad es consumida como otro producto material más.

Desde una definición ecológica, Rueda (2003) destaca que la ciudad difusa tiene tendencia a aumentar la complejidad del conjunto de la ciudad, simplificando la complejidad de las partes y consumiendo ingentes cantidades de energía y otros recursos naturales como suelo, materiales, etcétera, sin obtener un aumento de la complejidad equivalente a la cantidad de recursos consumidos. Por lo cual, la sintetiza como un tipo de ciudad ineficiente.

En contraposición, centrándonos en la ciudad compacta, Sanabria Artunduaga y Ramírez Ríos (2017) indican que este modelo urbano está asociado con el crecimiento espacial polarizado, el cual es propio de la era industrial y está basado en la idea de proximidad de los componentes que conforman la ciudad, reuniendo usos y funciones en un espacio más o menos delimitado. Este modelo se caracteriza por su crecimiento en forma vertical y por medio del completamiento de intersticios urbanos, lo cual deriva en altas densidades y, en ocasiones, hacinamiento, congestión y sobrecarga del suelo e infraestructuras. Su conformación responde a la diversidad y heterogeneidad socioeconómica, tipológica y funcional; la cual, en ciertas oportunidades, puede exacerbar el conflicto por el suelo, la invasión de lo público y propiciar la incompatibilidad. Esta heterogeneidad socioeconómica, a su vez, puede segregar zonas por el costo de su inmediatez, generando divisiones internas indeseadas. Este modelo responde a la tradición de las ciudades “mediterráneas”, donde se hace un uso intensivo del territorio y en las cuales hay una mayor sensibilidad hacia la diversidad, lo cual refiere a lo local, a las preexistencias, a la cultura, a las personas, sus historias, necesidades y deseos (Frediani, 2010). 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 ahorran suelo, energía y recursos materiales y se preservan los sistemas agrícolas y naturales.

Más allá de esta marcada dualidad, tal como señala Rueda (2003), estos modelos compactos o difusos no se encuentran en la realidad en estado puro. En este sentido, de estas definiciones, y analizando lo sucedido en las ciudades latinoamericanas en las últimas décadas, surgen nuevos conceptos como el de la ciudad “com-fusa” de Abramo (2012). Este autor sostiene que los mercados formales e informales de suelo generan estructuras urbanas que se compactan y se difunden, o se difunden y se compactan. Es decir que, en las ciudades latinoamericanas, se concilian ambos modelos de manera simultánea.

Por su parte, en la actualidad, ha sido necesario recuperar el análisis de la dimensión sanitaria dentro del debate histórico entre ciudad compacta y difusa, el cual se encontraba relegado. En este sentido, debemos destacar que el aumento de la complejidad urbana atenta contra las restricciones sanitarias impuestas por los gobiernos durante los confinamientos por el COVID-19, donde se pretendían evitar los contactos sociales y las aglomeraciones para minimizar los contagios. En este sentido, primero habrá que vislumbrar la salida definitiva a esta crisis internacional y, a partir de allí, será posible analizar si esta solución requiere adaptaciones urbanas para un correcto funcionamiento o si existen recomendaciones generales que se pueden implementar para minimizar la propagación de otras infecciones futuras en entornos urbanos. En relación con lo

mencionado, Liu (2020) sostiene que tanto las áreas urbanizadas como la densidad de población se asocian negativamente con la propagación del COVID-19 en la fase inicial de la epidemia. Sin embargo, aún no está claro cómo prevenir situaciones futuras similares utilizando métodos de regulación urbana. Lamentablemente, como afirma Acuto (2020), la incómoda verdad es que ésta no es ni la primera ni probablemente la última emergencia de salud pública de este tipo a la que se enfrentarán nuestras ciudades y nuestra sociedad moderna.

En efecto, la gestión de las epidemias en un mundo urbano es extremadamente importante, pero también es realmente difícil por los rasgos del urbanismo contemporáneo, tal como lo demostró letalmente la reciente crisis (Acuto, 2020). Sin embargo, se sabe que el hacinamiento en las viviendas, en el transporte público o en los ambientes de trabajo son las variables más importantes que deben ser abordadas para la preparación efectiva en las ciudades. También, es preciso abordar las desigualdades más evidentes, por ejemplo: mejorar las áreas urbanas con viviendas de baja calidad constructiva, con suministros insuficientes de agua potable, con instalaciones sanitarias deficientes y con sistemas de ventilación insuficientes, todo lo cual aumenta los riesgos de brotes (Lee et al., 2020).

Por otra parte, focalizando en los aspectos energético-residenciales de la dualidad ciudad compacta y ciudad difusa, resulta importante destacar la necesidad de desarrollar metodologías para identificar el grado de compacidad más adecuado en términos de conservación y de captación de la energía en áreas urbanas de diversos contextos. Estas metodologías permitirían obtener un nivel óptimo de eficiencia energética en las viviendas, a partir de la minimización de los intercambios de calor interior-exterior (EE); y, a su vez, permitirán conocer la condición de asoleamiento disponible para la incorporación de sistemas renovables (ER).

Al mismo tiempo, estas metodologías habilitarían el modelado de diferentes configuraciones urbanas (algunas de las cuales podrían responder a recomendaciones sanitarias) con el objetivo de predecir su comportamiento energético y seleccionar las opciones que maximicen simultáneamente la EE y la autogeneración a partir de ER bajo restricciones específicas.

En relación con lo analizado en el presente apartado, es necesario señalar que durante las últimas décadas el crecimiento de las ciudades en Argentina ha seguido principalmente la lógica difusa. Para graficar lo señalado, es posible identificar que entre 2001 y 2010 nuestro caso de estudio (la ciudad de La Plata) pasó de contar con una densidad de 25,77 a 21,25 Personas/Hectárea, mientras que la población total pasó de 574.369 a 654.234 personas. Por lo tanto, esta relación advierte que una alta proporción de las nuevas viviendas fueron construidas en la periferia de la ciudad, con una baja densidad y con amplias superficies expuestas que favorecen la transferencia de calor entre el interior y el exterior. En este sentido, y en relación con el tema central del presente trabajo, surge la siguiente pregunta: ¿cuál hubiera sido el consumo de gas natural de estas nuevas viviendas si se hubieran construido bajo una lógica planificada que contemplara morfologías urbanas adecuadas?

1.3. Revisión de literatura sobre modelos de consumo energético urbano

En relación con la pregunta previa, existen diferentes técnicas para determinar a priori el consumo energético de un área urbana (Hsu, 2015); o, en otras palabras, para determinar cómo influye la forma urbana en el uso energético de los edificios. Estas técnicas se agrupan en dos grandes categorías: modelos físicos y modelos estadísticos. Como afirman Quan y Li (2021), por un lado,

en la escuela de la simulación física, algunos estudios informan explícitamente la magnitud de esta influencia como un rango de variación del consumo energético de los edificios, mientras que muchos otros no lo discuten en absoluto. Por otro lado, está la escuela empírica, en la que la magnitud rara vez se discute explícitamente, aunque puede derivarse de los coeficientes de las variables que caracterizan a la forma urbana.

En cuanto a los modelos físicos o de simulación energética (de edificios o de áreas urbanas), podemos identificar diversos trabajos científicos que abordan su construcción. Por ejemplo, en Zhao *et al.* (2019) se analizan los efectos de la forma urbana en el consumo de energía para el suministro de agua en China. Vartholomaios (2017) analiza la influencia de la forma urbana en el consumo de energía doméstica para calefacción y refrigeración en Tesalónica (Grecia). Calcerano & Martinelli (2016) investigan la incidencia de la ubicación de los árboles en edificios independientes para reducir el consumo de energía para la refrigeración. En Zhang *et al.* (2019) se evalúa el impacto de diferentes tipologías de manzanas urbanas sobre el potencial solar y la eficiencia energética en Singapur (una ciudad tropical y de alta densidad). Ahmadian *et al.* (2021) simulan cuatro tipologías de formas construidas para las condiciones climáticas de la ciudad de Londres y establecen sus rendimientos energéticos. En esta línea, podemos mencionar otras investigaciones como las de Mauree *et al.* (2017); Ratti *et al.* (2005); Li *et al.* (2018); Strømman-Andersen & Sattrup (2011); Taleghani *et al.* (2013); Quan *et al.* (2015); Hachem *et al.* (2011); Zhang & Gao (2021); Mangan *et al.* (2021); Natanian *et al.* (2019); Lobaccaro *et al.* (2016); por citar algunos ejemplos.

La desventaja de estos enfoques es el hecho de que es necesario realizar el modelado tridimensional de la zona estudiada. Esto significa que el proyecto arquitectónico de la zona debe ser conocido de antemano. Además, es necesario incorporar una gran cantidad de inputs sobre tecnologías, procesos y comportamientos que conforman el consumo energético en los edificios. Entonces, para modelar el consumo energético agregado de varios edificios (un área urbana), es necesario hacer suposiciones sobre la distribución de las características particulares de las familias que habitan los edificios, como las edades, la cantidad de integrantes en el hogar, el nivel de ingreso, etc. (Kavgic *et al.*, 2010).

Por otra parte, los modelos estadísticos permiten que las mediciones observadas empíricamente (datos del mundo real) puedan interpretarse en términos teóricos (Hsu, 2015). Se trata, principalmente, de modelos de regresión múltiple que estudian las relaciones puramente matemáticas entre las variables independientes, identificando cómo se combinan entre sí y predicen el consumo energético (variable dependiente) para el edificio o área urbana estudiada. Por ejemplo, el trabajo de Ahn y Sohn (2019) integra el consumo energético de edificios multifamiliares y una base de datos GIS de la ciudad de Seattle (EEUU) a través de una regresión múltiple. El trabajo de Reza Torres (2015) elabora un modelo de regresión múltiple para predecir la demanda neta de electricidad residencial de cada uno de los 125 municipios que pertenecen al estado de Jalisco (México). El artículo de Kijung, Changhyo & Seungil (2019) analiza el impacto de la construcción de parques urbanos en la demanda energética de refrigeración en Seúl (Corea del Sur). El estudio de Oh & Kim (2019) analiza trece tipos de geometrías urbanas para identificar las variables que determinan el rendimiento energético de las áreas urbanas a través de regresiones múltiples, también en la ciudad de Seúl. El trabajo de Shivaram *et al.* (2021) construye un marco para cuantificar las relaciones entre el uso energético de los edificios y los sistemas urbanos, utilizando datos de 477 edificios de Palo Alto (EEUU). En esta línea, podemos citar algunos otros ejemplos como Xu *et al.* (2019); Lee & Jeong (2017); Wilson (2013); Resch *et al.* (2016); You & Kim (2018); Aksoezen

et al. (2015); Boukarta & Berezowska (2017); Oh, Jang & Kim (2021); Silva et al. (2017); Lemos Martins et al. (2016); entre otros.

Por su parte, hay que tener en cuenta que los modelos estadísticos tienen como desventaja el coste de la recolección de datos completos, ya sea de edificios o de áreas urbanas, por lo que los resultados suelen basarse en pequeños conjuntos de datos que dificultan su replicabilidad. (Hsu, 2015)

En cuanto a los estudios argentinos que analizan la morfología urbana en relación con la demanda energética, es posible citar algunas investigaciones. Por ejemplo, Sosa et al. (2018) analizan el comportamiento energético de barrios de baja densidad en la ciudad de Mendoza. Asimismo, Sosa et al. (2016) analizan el impacto de la forma urbana en las temperaturas externas de los canales viales en la mencionada ciudad. Por su parte, Viegas et al. (2018) analizan las características morfológicas de diez áreas urbanas de la ciudad de La Plata y sus correspondientes cargas térmicas de refrigeración y calefacción.

En términos generales, en los estudios que abordan esta temática se presenta el debate sobre si el incremento de la densidad urbana reduce o aumenta el consumo de energía. Y, en este campo, Quan & Li (2021) sintetizan la respuesta en cuatro grupos de investigaciones que sostienen diferentes opiniones. En el primero, se identifica una relación negativa. En el segundo, se afirma una relación positiva. El tercero sostiene el argumento de que la relación no sigue un patrón simple, sino que varía en diferentes rangos de densidad. Y el cuarto sugiere que no hay relaciones significativas. Esta variedad responde a diferentes factores climáticos, a los índices de penetración de los electrodomésticos, al nivel de ingreso y a la composición familiar, entre otros muchos factores que se presentan en cada caso de estudio.

En consecuencia, se observa que no es habitual encontrar estudios que utilicen datos empíricos con desagregación a nivel de radio censal y que abarquen una parte considerable de la ciudad, lo cual permita construir un modelo predictivo de consumo energético que dependa de variables morfológicas-urbanas. En general, se desarrollan en áreas urbanas pequeñas o se construyen a partir de tipologías, tanto para la construcción de modelos físicos como estadísticos, lo cual requiere de la recolección de numerosas variables. Además, estos pequeños conjuntos de datos dificultan la réplica de los modelos en otros casos de estudio (Hsu, 2015). Por lo tanto, se identifica una brecha metodológica e instrumental en la que se evidencia la necesidad de contar con metodologías que permitan predecir el consumo energético de áreas urbanas nuevas y existentes a partir de variables cuya recolección sea sencilla, gratuita y con una amplia cobertura de la ciudad. De esta manera, dichas metodologías podrían ser factibles de ser implementadas por los planificadores urbanos y los municipios.

2. Objetivos y alcances del trabajo

Destacamos, como problema global, la necesidad de mejorar los actuales patrones de consumo energético en las ciudades, ya que gran parte de la demanda se origina en ellas. Esto contribuiría a resolver las limitaciones energéticas y medioambientales a las que se enfrentan las naciones. Asimismo, la revisión bibliográfica evidencia la necesidad de contar con modelos predictivos de bajo costo para estimar el consumo energético futuro de áreas urbanas, los cuales van a ser únicos para cada ciudad debido a su clima, características socioeconómicas, demográficas, de equipamiento, etc.

Por ello, este trabajo propone elaborar un modelo matemático de regresión múltiple basado en información censal y de consumo de gas natural, ambos gratuitos, que permite estimar el consumo futuro de dicho vector energético en una determinada área urbana (nueva o existente). Este modelo fue testeado en una hipotética expansión urbana, para la cual se evaluaron quince condiciones diferentes de morfología urbana. Para cada una de ellas se obtuvo el consumo de gas natural con el fin de identificar la configuración más eficiente en términos de consumo y costo neto de gas natural, como así también en sus requerimientos de suelo urbano.

La principal contribución de este trabajo es el desarrollo de una metodología replicable, que puede ser implementada en otros casos de estudio. El mismo se aplica sobre la ciudad de La Plata, la cual cuenta con un clima templado cálido y presenta un conjunto de datos con variables georreferenciadas limitadas, pero con una alta cobertura territorial y de acceso gratuito. Este es un aspecto relevante, ya que existen numerosas ciudades en el mundo que presentan estas características y cuentan con muy pocas herramientas para realizar análisis energéticos urbanos. Por su parte, los resultados aquí obtenidos pueden aportar argumentos al debate entre ciudades compactas y difusas, proporcionando una función matemática que vincula la demanda de gas natural entre ambos extremos y permite explorar configuraciones intermedias para nuestro caso de estudio. Por lo tanto, los resultados pueden ser útiles para la consideración de la planificación urbana de otras regiones con condiciones climáticas similares.

Dado que la metodología aquí propuesta permite evaluar el consumo futuro de gas natural de expansiones urbanas bajo diferentes escenarios, su combinación con otras herramientas puede contribuir a la toma de decisiones analizando la eficiencia energética del transporte, el potencial de autogeneración con energías renovables, el consumo de electricidad o incluso las recomendaciones sanitarias derivadas de la actual pandemia mundial.

3. Breve descripción del caso de estudio: La ciudad de La Plata

La ciudad de La Plata (Figura 1) 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 presenta una temperatura media de 11,08°C y una humedad relativa de 83%. En verano presenta una temperatura media de 21,89°C y una humedad relativa del 76% (IRAM, 2012). Cuenta con una suma anual de 1754 grados día de calefacción (GDC20) y 140 grados día de refrigeración (GDR24) (BiZEE, 2021)¹. Se encuentra ubicada al Noreste de la provincia (coordenadas 34 ° 55 ' S y 57 ° 17 ' W); 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. Por su parte, para 2014 (año utilizado como línea base en este estudio), la ciudad contaba con una población estimada de unos 631.831 habitantes.

La ciudad de La Plata es considerada una “ciudad intermedia”, las cuales tienen una cierta autonomía; pero, a su vez, dependen de grandes metrópolis. Realizan funciones de intermediación entre núcleos más pequeños y grandes áreas metropolitanas. Presentan cierta complejidad funcional, tienen una centralidad importante y poseen elementos significativos de simbología histórica, infraestructura y servicios (Rodríguez, 2016). 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).

1. Los grados día son una medida de la rigurosidad climática de invierno (grados día de refrigeración) o de verano (grados día de calefacción) de un sitio. Se calculan a partir de la sumatoria diaria de la diferencia entre la temperatura media exterior y una temperatura base de confort interior (18°C, 20°C, 22°C, 24°C).

4. Metodología

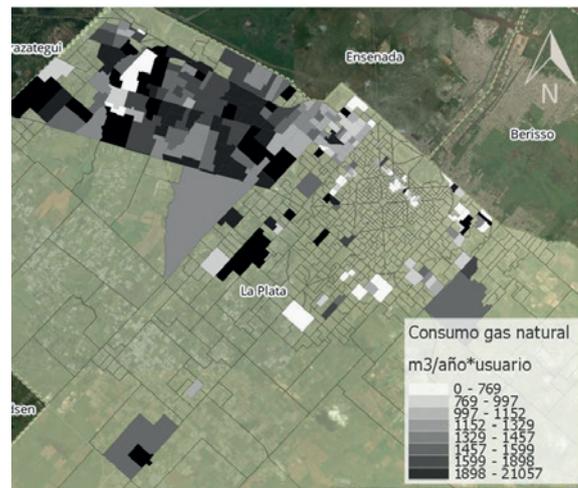
Para construir el modelo de estimación, la empresa distribuidora local de gas natural de la ciudad de La Plata brindó una tabla con una muestra de 14.717 medidores residenciales, con identidad anónima y con la geolocalización de la manzana en la que está ubicado. Para cada medidor se cuenta con el consumo de los seis bimestres del año 2014. A partir de este conjunto de datos se calculó el promedio de consumo anual por radio censal de aquellos radios que contaban con al menos treinta medidores. El resultado de dicho cálculo se observa en la Figura 2.

Figura 1. Imagen aérea de la ciudad de La Plata.



Fuente: Google Earth. Elaboración propia

Figura 2. Consumo por usuario por RC (RC con al menos 30 medidores).



Fuente: Elaboración propia

Posteriormente, para la construcción del modelo estadístico se optó por utilizar un modelo de regresión lineal múltiple del tipo de la ecuación 1.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (\text{Ec. 1})$$

Donde

- Y = variable dependiente
- β_0 = constante
- β_k = constante de variables independientes
- x_k = variables independientes
- ε = error

Para la construcción de la regresión lineal múltiple se utilizaron como unidades de análisis a aquellos radios censales que contaran con más de treinta medidores, lo cual respeta el teorema del límite central y significa aproximadamente un 10% de las viviendas de dicha unidad geográfica. La cantidad de radios censales que tienen datos de consumo de gas son 232, pero aquellos que cumplen con la condición impuesta para la regresión resulta en 116 (>30 medidores). Cabe destacar que la ciudad cuenta con un total 849 radios censales, de los cuales 825 son del tipo “urbanos” y los restantes 24 son de tipo “rural” o “mixto”.

Como variable dependiente (Y) se adopta al promedio de consumo anual de gas natural por usuario en cada radio censal. En tanto, para determinar las variables independientes del modelo de regresión lineal múltiple (x_k) se requiere de un conjunto de variables predictoras candidatas, de las cuales se utilizarán aquellas que demuestren ser significativas para el modelo y que no pre-

senten problemas de multicolinealidad. Las variables seleccionadas como candidatas dependen del conjunto de datos del caso de estudio, sin embargo, a continuación, se exponen cuatro categorías de variables que consideramos capaces de caracterizar el consumo de gas natural a nivel intra-urbano. Dentro de estas categorías, deben incluirse las variables que mejor las describan y que, por supuesto, estén disponibles para el caso de estudio. En el caso del presente estudio, las variables son extraídas del último censo disponible -Censo Nacional 2010- (INDEC, 2010); cuya información fue proyectada a 2014 a partir de las tasas de crecimiento identificadas en censos previos (desde 1960 a 2010). Asimismo, esta información está disponible para los 849 radios censales que conforman la ciudad, con lo cual, posteriormente es posible extrapolar el modelo a la totalidad del territorio. Las categorías de variables son:

1. Morfología urbana: incluye aquellas variables que caracterizan la volumetría del entorno urbano tales como superficies expuestas, superficies construidas, porcentaje de tipologías de vivienda, número de habitaciones por vivienda, relación entre espacios llenos y vacíos, densidad de población, densidad de viviendas, entre otras.
2. Calidad constructiva y conexión a servicios: incluye aquellas variables que caracterizan la calidad térmica de la envolvente edilicia y la disponibilidad de acceso a servicios e infraestructuras.
3. Demografía: incluye aquellas variables que caracterizan la estructura de los hogares, como el número de personas por hogar, su composición, número de personas por habitación, niveles de hacinamiento, edades, entre otras.
4. Socioeconómica: incluye aquellas variables que caracterizan específicamente las condiciones económicas, patrimoniales y educativas de las familias y los hogares, tales como ingresos, situación laboral, situación de tenencia de la vivienda, nivel de penetración de los diferentes electrodomésticos, nivel educativo, entre otras.

Una vez determinadas la variable dependiente ($Y = m^3/\text{año} \cdot \text{usuario}$ en un determinado radio censal) y el conjunto de variables regresoras (x_k) (que responderán a las cuatro categorías propuestas) surge el problema de seleccionar aquellas variables que finalmente constituirán el modelo, ya que desconocemos la interacción entre ellas. El problema consiste en seleccionar un conjunto adecuado de variables de un conjunto que probablemente incluya todas las variables relevantes y del que, al mismo tiempo, sabemos que no todas son realmente necesarias para modelar adecuadamente la respuesta Y .

Lo ideal es que el modelo cuente con un número suficiente de variables para que pueda funcionar satisfactoriamente para el uso al que está destinado (ejemplo: la predicción). Pero, por otro lado, para que los costes de mantenimiento del modelo sean mínimos y para que éste resulte sencillo de utilizar, el número de variables debe ser el menor posible. El equilibrio entre estos dos objetivos resulta en encontrar la “mejor” ecuación de regresión.

Para facilitar esta búsqueda, se implementa un procedimiento computacional de selección de variables. Para el presente trabajo, se utiliza la técnica de “todas las regresiones posibles”. En estos casos, un software ajusta todas las ecuaciones de regresión posibles: si hay K variables regresoras candidatas, hay que examinar un total de 2^K ecuaciones. Para un modelo con $K=15$, hay $2^{15}=32.768$ ecuaciones de regresión posibles.

Este análisis se realizó con la versión de prueba del software estadístico Minitab, con el algoritmo “mejores subconjuntos”. Este algoritmo imprime los resultados de los cinco modelos de una va-

riable con el coeficiente de determinación (R^2) más alto, los cinco modelos de dos variables con el R^2 más alto y así sucesivamente. Posteriormente, estas regresiones se evalúan con los indicadores generales de performance del modelo como el R^2 , R^2 ajustado, la S (desviación estándar) y el Cp de Mallows. También se realizan diagnósticos de colinealidad por medio del número de condición del modelo, el mayor número de condición de las variables, el mayor factor de inflación de varianza de las variables y el mayor coeficiente de Pearson entre variables independientes (Montgomery *et al.*, 2012). La definición de cada uno de estos indicadores se encuentra en el Anexo 1.

Una vez seleccionado el “mejor modelo”, se lo implementa en el caso de estudio y se obtiene el consumo promedio de gas natural por usuario para cada radio censal que conforma a la ciudad. En este caso, se lo aplicó sobre los 825 radios censales del tipo “urbano”. Posteriormente se realiza la validación de resultados, para lo cual, se compara el consumo promedio por usuario (calculado y empírico) para cada una de las 19 delegaciones que conforman a la totalidad del partido de La Plata. En el caso del consumo calculado, dado que el modelo trabaja a nivel de radio censal, se utiliza la ecuación 2 para obtener el valor por delegación; mientras que, para el caso del consumo empírico, la distribuidora informó los consumos de cada una de las delegaciones. Una vez que se cuenta con ambos valores, se obtiene la diferencia porcentual entre ambos.

$$\text{Consumo}_{\text{delegación}} (\text{m}^3/\text{año} * \text{usuario}) = \sum_{i=1}^n \left[\text{Consumo}_{\text{rc}_i} * \left(\frac{\text{Hog}_{\text{rc}_i}}{\text{Hog}_{\text{delegación}}} \right) \right] \quad (\text{Ec. 2})$$

Donde:

- $\text{Consumo}_{\text{delegación}}$ = es el promedio ponderado del consumo de gas natural por usuario en la delegación.
- $\text{Consumo}_{\text{rc}_i}$ = es el consumo promedio de gas natural por usuario en el i-ésimo radio censal que conforma la delegación.
- Hog_{rc_i} = es la cantidad de hogares en el i-ésimo radio censal que conforma la delegación.
- $\text{Hog}_{\text{delegación}}$ = es la cantidad de hogares totales en la delegación.

Cabe señalar que la notación empleada del i-ésimo radio censal hace referencia a un elemento ubicado en el puesto i. En efecto, este puede ser cualquiera de los radios censales que conforman el universo de análisis o incluso un nuevo radio censal sobre el que se quiera realizar una estimación. En el caso de la ecuación 2, es preciso realizar una operación sobre todos los radios censales que conforman una delegación, es decir desde el RC que está en $i=1$ hasta el que está en $i=n$.

Por último, a partir del modelo estadístico construido, se realiza un ensayo de una posible expansión de la ciudad, el cual repetiría el último crecimiento intercensal. Para ello, en primer lugar, se realiza una evaluación general de la función obtenida en el modelo, a los efectos de evaluar los coeficientes de las variables independientes y; en segundo lugar, se ensayan quince posibles configuraciones urbanas que dicha expansión podría adoptar.

Cada una de las quince configuraciones urbanas responde a una determinada densidad de población, lo cual permite evaluar la incidencia de la compacidad de la ciudad sobre el consumo de gas natural. Los extremos de la densidad de población vienen dados por cada caso de estudio y, posteriormente, a partir de la subdivisión del rango es posible obtener los puntos de corte que se requieran. Por su parte, es necesario asociar cada uno de estos quince puntos de corte a una determinada configuración morfológica. Para ello, es necesario asociar la densidad de población seleccionada a un radio censal existente para obtener de éste los valores de las variables regreso-

ras. En tanto, cada configuración recibe siempre el número total de personas y habitaciones que se incorporarán a la ciudad, por lo que cada una de ellas requerirá un número diferente de viviendas que viene dado por la variable Habitaciones/Hogar correspondiente al radio censal asociado.

De esta manera, conociendo el consumo medio de gas natural por usuario y la cantidad de viviendas necesarias por cada configuración, es posible obtener el consumo neto anual de gas natural ($Mm^3/año$) y el coste total de dicha energía (USD/año) para cada caso. Para ello, adoptamos un precio del gas de 0,097 USD/ m^3 (9,68 ARS/ m^3 con una cotización de 98,9 ARS/USD -ambos valores relevados el 5-10-2021-). Asimismo, a partir de la densidad de población (Personas/Hectárea) y la cantidad total de personas a incorporar, es posible estimar la demanda de suelo urbano (hectáreas) que tendría cada posible configuración urbana. A partir de ello, es posible evaluar cuál de las diferentes opciones es más eficiente en relación con las variables mencionadas.

5. Resultados

En esta sección se implementa la metodología descrita previamente, para lo cual, en primer lugar, se construye el modelo de regresión múltiple; en segundo lugar, se lo valida y, en tercer lugar, se lo utiliza para realizar el análisis de una posible expansión urbana.

5.1. Construcción del modelo de regresión lineal múltiple

A partir de las cuatro categorías de variables establecidas en la sección metodológica y del análisis de las variables disponibles en el Censo Nacional 2010, a continuación, se exponen las variables seleccionadas como candidatas para la regresión:

1) Morfología urbana:	i) Dtos -%-
	ii) Habitaciones/Hogar
	iii) Personas/Hectárea
	iv) Hogares/Hectárea
2) Calidad constructiva y conexión a servicios:	v) Calidad constructiva satisfactoria -%-
	vi) Conexión a servicios insuficiente -%-
	vii) Agua potable dentro de la vivienda -%-
3) Demografía:	viii) Personas/Hogar
	ix) Personas/Habitación
	x) Edad -años-
4) Socioeconómica	xi) Propietarios de su vivienda -%-
	xii) Inactivos -%-
	xiii) Personas con estudios universitarios -%-
	xiv) NBI -%-

Una vez seleccionadas las variables candidatas, se prepara una planilla de cálculo que contiene en cada fila a cada uno de los 116 radios censales considerados aptos para la regresión (aquellos que cuentan con más de 30 medidores) y en cada columna se presentan el valor del consumo de gas natural por usuario (empírico) y los valores correspondientes a las catorce variables candidatas.

A partir de la implementación del algoritmo de “mejores subconjuntos” sobre el mencionado set de datos, se obtienen los resultados que se observan en la Tabla 1. Allí es posible observar que los modelos M6, M9, M13 Y M15 se presentan como posibles modelos que expliquen el compor-

tamiento de Y (consumo de gas natural promedio por usuario en el i-ésimo radio censal) dado que no presentan problemas de multicolinealidad. En este sentido, M6 y M9 presentan niveles de ajuste más bajos que M13 y M15; mientras que, si bien M6 tiene un R² levemente superior a M15, se selecciona el modelo M15 dado que sus índices de multicolinealidad presentan valores más apropiados. Por su parte, los modelos que cuentan con cuatro y cinco variables predictoras, si bien presentan mejores niveles de ajuste, también presentan problemas de colinealidad que impiden que sean considerados como válidos. En consecuencia, se adopta el M15, cuyos principales indicadores se exponen en la Tabla 2.

Tabla 1. Implementación del algoritmo de “Mejores subconjuntos” aplicado a las catorce variables candidatas para construir modelos de regresión que expliquen la variable Y_i (consumo promedio de gas natural por usuario residencial del i-ésimo radio censal).

Coeficientes de performance del modelo						Categoría														Diagnósticos de colinealidad			
Cantidad de variables	ID Modelo	R ²	R ² ajustado	Cp de Mallows	S	1)		2)		3)		4)				Número de condición del modelo	Mayor índice de condición de las variables (Valor deseable <20)	Mayor índice de inflación de las variables (Valor deseable cercano a 1)	Mayor coeficiente de Pearson entre variables independientes (valor deseable cercano a 0)				
						Dtos -%-	Habitaciones/Hogar	Personas/Hectárea	Hogares/Hectárea	Calidad constructiva satisfactoria -%-	Conexión a servicios insuficiente -%-	Agua potable dentro de la vivienda -%-	Personas/Hogar	Personas/Habitación	Edad -años-					Propietarios de su vivienda -%-	Inactivos -%-	Personas con estudios universitarios -%-	NBI -%-
1	M1	49,0	48,6	45,6	244,30	*										1	1,82	-	-				
	M2	48,4	48,0	47,3	245,65							*				1	11,61	-	-				
	M3	45,3	44,8	57,1	253,05			*								1	2,88	-	-				
	M4	44,0	43,5	61,1	256,01			*								1	2,37	-	-				
	M5	37,8	37,3	80,1	269,69					*						1	12,63	-	-				
2	*M6	56,8	56,0	23,5	225,88		*			*						1,12	19,20	1,00	0,05				
	M7	56,0	55,2	25,9	227,85					*	*					6,81	20,09	2,24	0,74				
	M8	55,2	54,4	28,3	229,88		*			*						4,07	27,02	1,58	-0,60				
	*M9	54,3	53,5	31,1	232,20		*		*							2,62	16,92	1,25	0,44				
	M10	53,9	53,1	32,4	233,29					*				*		10,49	32,00	3,14	-0,82				
3	M11	62,7	61,7	7,1	210,65	*				*				*		21,72	43,70	5,59	-0,82				
	M12	61,7	60,7	10,4	213,64	*	*					*				6,35	25,77	2,08	0,48				
	*M13	61,6	60,6	10,6	213,83	*							*	*		6,00	16,30	1,97	0,62				
	M14	61,1	60,1	12,2	215,23					*		*		*		22,75	41,14	3,26	-0,82				
	*M15	60,6	59,6	13,7	216,61	*	*						*			4,01	19,88	1,55	-0,40				
4	M16	65,7	64,4	0,1	203,16	*				*			*	*		30,09	61,11	7,02	-0,82				
	M17	64,4	63,2	3,9	206,73	*					*	*		*		24,25	42,35	5,18	-0,89				
	M18	64,1	62,8	5,0	207,81	*		*		*			*			27,19	51,00	5,97	-0,82				
	M19	63,6	62,3	6,4	209,12	*		*		*			*			27,70	49,90	5,92	0,82				
	M20	63,6	62,2	6,6	209,27	*				*		*		*		31,21	50,37	6,23	-0,89				

Coeficientes de performance del modelo						Categoría										Diagnósticos de colinealidad					
5	M21	66,3	64,7	0,3	202,28	*						*			*	*	*	37,53	69,08	7,52	-0.89
	M22	66,0	64,5	1,0	202,99	*		*				*			*	*		36,59	66,59	7,06	-0.82
	M23	66,0	64,4	1,1	203,09	*	*					*			*	*		34,55	68,01	7,18	-0.82
	M24	65,9	64,3	1,4	203,41	*						*	*		*	*		60,98	67,45	9,55	-0,85
	M25	65,9	64,3	1,5	203,50	*			*			*			*	*		38,23	65,94	7,07	0,82

Fuente: elaboración propia

Tabla 2. Síntesis del modelo de regresión para la determinación de la variable dependiente consumo promedio de gas natural por usuario en el i-ésimo RC

Resumen del modelo						
Modelo	R	R ²	R ² ajustado	Error estándar		
M15	0,779	0,606	0,596	216,60		

ANOVA						
Modelo		Suma de cuadrados	GL	Cuadrado medio	F	Sig. (p-valor)
1	Regresión	8.085.830	3	2.695.276	57,44	1,46 E-22
	Residual	5.254.947	112	46.919		
	Total	13.340.778	115			

Coeficientes						
M15	Unidad	Coef, no estandarizados		Coef. estandariz.	t	Sig. (p-valor)
		β	Error Std.	Beta		
(Constante)	m ³ /año*usuario	1224,81	172,29		7,10	1,16 E-10
x ₁	Dtos-%	-5,56	0,925	-0,446	-6,02	2,26 E-8
x ₂	Hab/Hogar	217,13	45,03	0,331	4,82	5 E-6
x ₃	Inactivos-%	-19,87	4,36	-0,312	-4,55	1,3 E-5

Predictores: (Constante), Dtos-%, Habitaciones/Hogar, Inactivos-%
Variable dependiente: Y_i= Consumo promedio de gas natural por usuario en el i-ésimo RC
Tamaño de la muestra: 116 radios censales

Fuente: elaboración propia

A continuación, se reconstruye la ecuación del modelo M15 utilizando los valores de los coeficientes correspondientes a cada variable.

$$\begin{aligned}
 Y_i(\text{m}^3/\text{usuario} * \text{año}) &= 1224,81 + (-5,56 * \text{Dtos}_i) + (217,13 \\
 &\quad * \text{Hab/Hogar}_i) + (-19,87 * \text{Inactivos}_i)
 \end{aligned}
 \tag{Ec. 3}$$

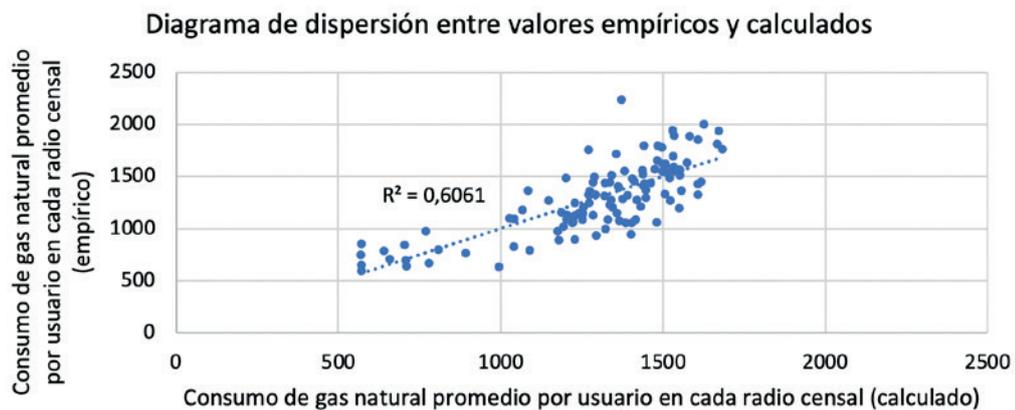
Donde

- Y_i = promedio de consumo de gas natural anual por usuario en el i-ésimo radio censal [m³/usuario*año]
- Dtos_i = porcentaje de viviendas con tipología departamento en el i-ésimo radio censal [%]
- Hab/Hogar_i = promedio de habitaciones por hogar en el i-ésimo radio censal [Hab/Hogar]

- Inactivos $_i$ = porcentaje de personas inactivas en el i -ésimo radio censal [%]. Es aquel que no se incluye en la población económicamente activa, es decir que no es ocupado ni desocupado. Incluye a jubilados, estudiantes y otras situaciones.

Por su parte, en el siguiente gráfico de dispersión se compara para cada radio censal (punto) el valor empírico (eje y) y el valor calculado a partir del modelo M15 (eje x) del consumo de gas natural por usuario ($m^3/año \cdot usuario$), donde se observa el nivel de ajuste obtenido.

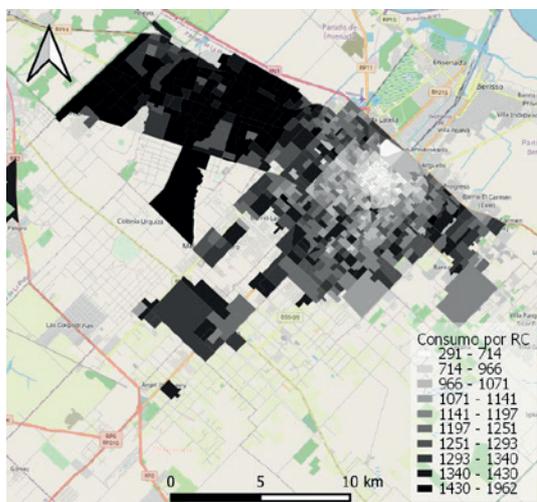
Figura 3. Gráfico de dispersión entre los valores empíricos y los valores calculados del modelo de regresión lineal múltiple.



Fuente: Elaboración propia

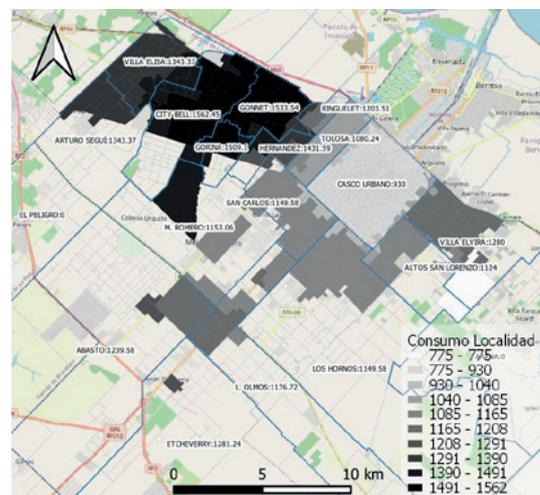
En base a estos resultados, y a la escasez de información energética desagregada territorialmente, se puede afirmar que la regresión obtenida es de utilidad para ser extrapolada a los radios censales que no cuentan con el consumo promedio por usuario de gas por red. El modelo obtenido se representa territorialmente en el mapa de la Figura 4 y se lo contrasta con el mapa de consumo por delegación provisto por la distribuidora en la Figura 5.

Figura 4. Promedio de consumo de gas por usuario (para los 825 radios censales que conforman la ciudad): M15 -cálculo-.



Fuente: Elaboración propia

Figura 5. Promedio de consumo de gas por usuario (para las 19 delegaciones que conforman la ciudad): distribuidora -empírico-.



Fuente: Elaboración propia

5.2. Validación de resultados

En esta sección, a partir del modelo M15 (ecuación 2), se calcula el consumo promedio por usuario de cada una de las delegaciones que conforman el partido de La Plata. A su vez, para estas delegaciones, se cuenta con el promedio de consumo empírico del año 2014, cuyos valores fueron informados por la distribuidora. En consecuencia, la Tabla 3 sintetiza ambos indicadores, se calcula la diferencia entre sus valores y, además, se obtiene el consumo promedio para la ciudad a partir del modelo M15 y del consumo empírico.

Tabla 3. Validación del modelo

	Consumo delegación (modelo M15)	Consumo delegación (empírico)	Diferencia
Casco urbano	957	930	-2,81%
San Carlos	1260	1150	-8,72%
A. San Lorenzo	1263	1124	-10,99%
Villa Elvira	1252	1200	-4,17%
Los Hornos	1240	1150	-7,27%
M. Romero	1341	1153	-14,04%
Ringuelet	1309	1204	-8,01%
Tolosa	1218	1080	-11,32%
Hernandez	1415	1432	1,23%
Gorina	1386	1509	8,89%
L. Olmos	1288	1177	-8,63%
Abasto	1307	1240	-5,14%
Gonnet	1493	1534	2,72%
City bell	1475	1562	5,87%
Villa Elisa	1329	1343	1,05%
Arturo Segui	1413	1343	-4,95%
Etcheverry	1361	1281	-5,88%
Arana	Sin gas natural por red		
El peligro	Sin gas natural por red		
Valor ciudad	1131,69	1091,68	-3,53%

Fuente: elaboración propia

A partir de la Tabla 3, es posible observar que el modelo de regresión presenta errores que en pocos casos alcanzan un 15% y un error en el valor global de un -3,53%, lo cual permite afirmar que se trata de un ajuste satisfactorio.

5.3. Análisis de una posible expansión urbana

En esta sección se evaluará M15 ante una eventual expansión urbana. Para analizar esta probable expansión en nuestro caso de estudio (La Plata) adoptamos la siguiente hipótesis: la ciudad tendrá el mismo crecimiento neto que tuvo en el último período intercensal (2001-2010) y se desarrollará en una porción desocupada de suelo urbano. En otras palabras, toda la nueva población se asentará en un nuevo sitio urbano creado ad-hoc.

Como se muestra en la Tabla 4, entre 2001 y 2010 se incorporaron a la ciudad: 79.865 personas; 38.810 viviendas (de las cuales un 39,81% fueron con tipología de departamento) y 44.773 hogares. Asimismo, se agregaron 106.769 habitaciones, resultando en un promedio de 2.38 Habitaciones/Hogar. Por su parte, el porcentaje de personas inactivas resulta en 30,06%.

Tabla 4. Crecimiento urbano hipotético. Valores recopilados de los censos de 2001 y 2010 (INDEC, 2001; 2010). (** Variables y valores a utilizar en el modelo)

	Variable/indicador	Valor
[1]	Total viviendas adicionadas	38.810
[2]	Viviendas adicionadas con tipología de departamento	15.451
[3]**	Dtos -%- adicionados ([3] = [2]/[1])	39,81%
[4]	Total habitaciones adicionadas	106.769
[5]	Total hogares adicionados	44.773
[6]**	Habitaciones/Hogar adicionados ([6] = [4]/[5])	2,38
[7]	Total personas adicionadas	79.865
[8]**	Inactivos -%-	30,06%

Fuente: Elaboración propia

A continuación, reconstruimos la ecuación con los valores de las variables relevadas:

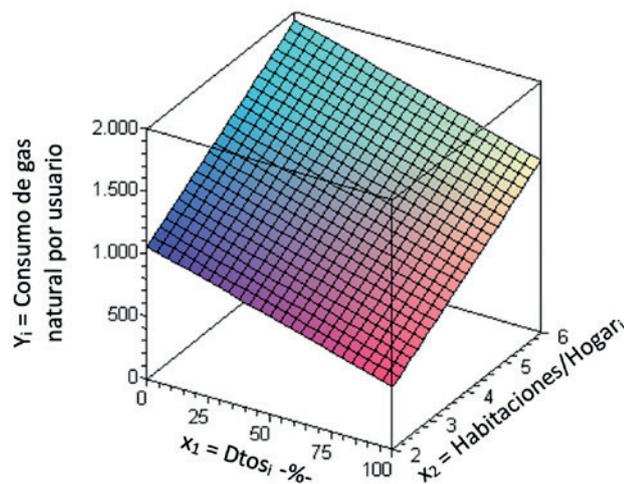
$$\begin{aligned}
 Y_i (\text{m}^3/\text{usuario} * \text{año}) &= 1224,81 + [-5,56 * 39,81 (\text{Dtos}_i - \% -)] \\
 &+ [217,13 * 2,38 (\text{Hab}/\text{Hogar}_i)] \\
 &+ [-19,87 * 30,06 (\text{Inactivos}_i - \% -)]
 \end{aligned}
 \tag{Ec. 4}$$

Donde

- Y_i = promedio de consumo de gas natural anual por usuario en el i-ésimo radio censal [$\text{m}^3/\text{usuario} * \text{año}$]
- Dtos_i = porcentaje de viviendas con tipología departamento en el i-ésimo radio censal [%]
- $\text{Hab}/\text{Hogar}_i$ = promedio de habitaciones por hogar en el i-ésimo radio censal [Hab/Hogar]
- Inactivos_i = porcentaje de personas inactivas en el i-ésimo radio censal [%]. Es aquel que no se incluye en la población económicamente activa, es decir que no es ocupado ni desocupado. Incluye a jubilados, estudiantes y otras situaciones.

Con respecto a los términos de la ecuación 4, mantenemos fijos a la proporción de inactivos en 30,06% y analizamos el comportamiento de la función ante variaciones en cada una de las dos restantes variables que conforman la función, lo cual se observa en la Figura 6.

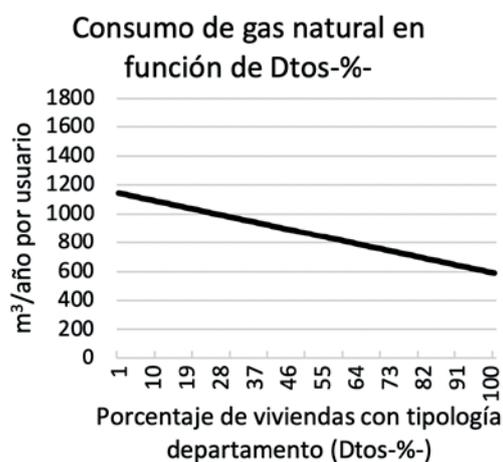
Figura 6. Consumo de gas natural por usuario en el i-ésimo RC (Y) en función de (x_1) Dtos -%- y (x_2) Hab/Hogar, manteniendo fijo el porcentaje de personas inactivas ($x_3=30,06\%$)



Fuente: Elaboración propia

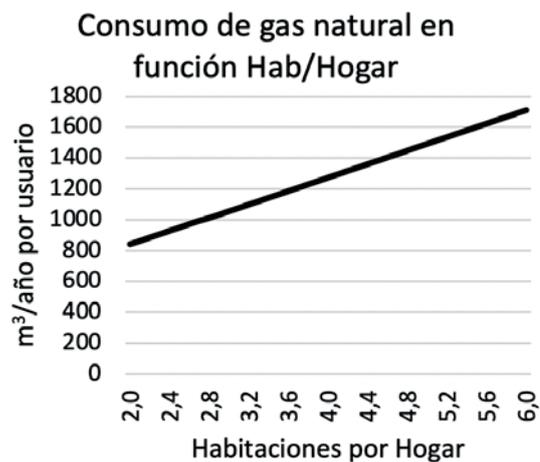
Por su parte, en la Figura 7 mantenemos fija la cantidad de habitaciones por hogar (2,38) y las personas inactivas (30,06%) y allí se observa que el consumo de gas natural por usuario desciende unos 5,56 m³/año*usuario por cada punto porcentual que se incrementa la proporción de departamentos. Por su parte, en la Figura 8 mantenemos fijo el porcentaje de viviendas con tipología de departamento (39,81%) y las personas inactivas (30,06%) y allí se observa que el promedio de consumo de gas natural por usuario se incrementa unos 217,13 m³/año por cada unidad que se incrementa el promedio de habitaciones por hogar. Por consiguiente, estas dos curvas permiten indagar en la sensibilidad que tendría el consumo de gas natural por usuario a partir de la modificación de las dos variables analizadas. Por ejemplo, la misma expansión urbana construida con 2,38 Hab/Hogar y un 25% o un 75% de viviendas con tipología de departamento presentaría un consumo de 1010 y 732 m³/año*usuario respectivamente. Es decir, la opción más dispersa consumiría un 37,9% más de gas natural por usuario.

Figura 7. Análisis de la función del modelo obtenido manteniendo fijos Hab/Hogar (2,38) e Inactivos (30,06%).



Fuente: Elaboración propia

Figura 8. Análisis de la función del modelo obtenido manteniendo fijos Dtos (39,81%) e Inactivos (30,06%).



Fuente: Elaboración propia

Por su parte, a continuación, se analiza la eventual expansión urbana bajo diversas alternativas de morfologías urbanas. Para ello se adoptan quince configuraciones, que van desde la mayor hasta la menor densidad poblacional en el partido de La Plata, a los efectos de contar con sectores característicos que grafiquen la posible expansión y brinden los valores para las variables regresoras (Dtos -%- y Hab/Hogar) (Figura 9). Por su parte, la variable de Inactivos se mantiene fija en 30,06% para todos los casos.

En la Tabla 5 se muestran las quince densidades estudiadas (Personas/Hectárea -columna 2-) con sus correspondientes proporciones de viviendas con tipología de departamentos (Dtos -columna 3-), el promedio de habitaciones por hogar (Hab/Hogar) -columna 4-, el resultado del consumo de gas natural a partir de aplicar el modelo de la ecuación 3 -columna 5-, la cantidad de viviendas necesarias para insertar la cantidad de habitaciones totales (106.769) -columna 6-, la cantidad neta de gas natural a consumir en cada caso -columna 7-, el costo neto por dicho gas -columna 8- y la cantidad requerida de suelo urbano -columna 9-.

Figura 9. Densidad de población (Personas/Hectárea), proporción de departamentos (Dtos -%) y Habitaciones/Hogar de los 15 RC seleccionados para el análisis.

RC 1	Personas/Hectárea=302,30 Dtos = 100% Habitaciones/Hogar=3,39 Calles: 48&49-20&21	RC 2	Personas/Hectárea=273,10 Dtos = 73,37% Habitaciones/Hogar=2,76 Calles: 2&3-56&57	RC 3	Personas/Hectárea=250,81 Dtos = 95,13% Habitaciones/Hogar=3,23 Calles:528&529-18&19
					
RC 4	Personas/Hectárea=227,91 Dtos = 94,86% Habitaciones/Hogar=2,44 Calles: 6&D.79-54&55	RC 5	Personas/Hectárea=197,06 Dtos = 74,90% Habitaciones/Hogar=3,35 Calles: 53&54-3&4	RC 6	Personas/Hectárea=171,13 Dtos = 84,35% Habitaciones/Hogar=2,70 Calles: 55&56-9&10
					
RC 7	Personas/Hectárea=149,54 Dtos = 77,32% Habitaciones/Hogar=2,77 Calles: 38&39-4&5	RC 8	Personas/Hectárea=123,92 Dtos = 61,60% Habitaciones/Hogar=3,31 Calles: 62&63-10&11	RC 9	Personas/Hectárea=100,7 Dtos = 54,43% Habitaciones/Hogar=3,23 Calles: 66&67-23&24
					
RC 10	Personas/Hectárea=75,38 Dtos = 5,44% Habitaciones/Hogar=3,67 Calles: 528b&529-4&4b	RC 11	Personas/Hectárea=53,56 Dtos = 10,8% Habitaciones/Hogar=3,72 Calles: 60&61-133&134	RC 12	Personas/Hectárea=27,3 Dtos = 0,00% Habitaciones/Hogar=4,35 Calles: 15 & Sarmiento (15A) – Cantilo&472
					
RC 13	Personas/Hectárea=12,85 Dtos = 0,27% Habitaciones/Hogar=3,78 Calles: 25&27-419&420	RC 14	Personas/Hectárea=7,95 Dtos = 0,00% Habitaciones/Hogar=2,94 Calles: 7&8-652&653	RC 15	Personas/Hectárea=3,61 Dtos = 0,00% Habitaciones/Hogar=2,48 Calles: 231 & 232-432b&433
					

Fuente: Elaboración propia

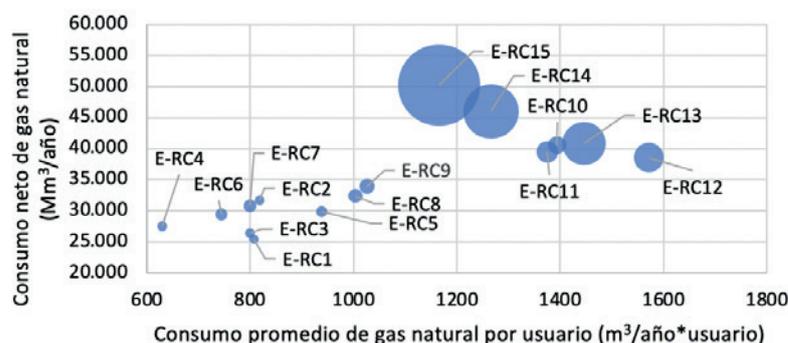
Tabla 5. Aplicación del modelo sobre quince posibles configuraciones urbanas.

[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]
RC	Personas/ Hectárea	Dtos -%-	Habitaciones/ Hogar	Consumo promedio de gas natural por usuario ($m^3/$ año*usuario)	Cantidad de viviendas necesarias	Gas natural neto consumido por año ($Mm^3/año$)	Costo neto por el gas natural consumido (USD/año)	Hectáreas necesarias
E-RC1	302,30	100	3,39	807,6	31.495	25.435	2.489.492	264,19
E-RC2	273,01	73,37	2,76	818,9	38.684	31.677	3.100.415	292,54
E-RC3	250,81	95,13	3,23	799,9	33.055	26.442	2.588.007	318,43
E-RC4	227,91	94,86	2,44	629,9	43.757	27.562	2.697.700	350,42
E-RC5	197,06	74,90	3,35	938,5	31.871	29.910	2.927.455	405,28
E-RC6	171,13	84,35	2,70	744,8	39.544	29.452	2.882.633	466,69
E-RC7	149,54	77,32	2,77	799,1	38.544	30.799	3.014.532	534,07
E-RC8	123,92	61,60	3,31	1003,7	32.256	32.376	3.168.860	644,49
E-RC9	100,70	54,43	3,23	1026,2	33.055	33.922	3.320.132	793,10
E-RC10	75,38	5,44	3,67	1394,1	29.092	40.558	3.969.708	1059,50
E-RC11	53,56	10,80	3,72	1375,2	28.701	39.469	3.863.135	1491,13
E-RC12	27,30	0,00	4,35	1572,0	24.544	38.584	3.776.471	2925,46
E-RC13	12,85	0,27	3,78	1446,8	28.245	40.864	3.999.627	6215,18
E-RC14	7,95	0,00	2,94	1265,9	36.315	45.970	4.499.432	10.045,91
E-RC15	3,61	0,00	2,48	1166,0	43.052	50.199	4.913.274	22.123,27

Fuente: Elaboración propia

En última instancia, para sintetizar los resultados obtenidos en la Tabla 5, en la Figura 10 se presentan los principales indicadores obtenidos para las quince posibles expansiones urbanas. En el -eje y- se observa el consumo neto de gas natural, en el -eje x- se observa el consumo promedio de gas natural por usuario, mientras que el tamaño de la burbuja representa la demanda de suelo urbano. En este sentido, se identifica que la expansión E-RC1 y E-RC3 son aquellas que generarían un menor consumo neto de gas natural, con valores de 25.435 y 26.442 $Mm^3/año$, respectivamente. Asimismo, estas alternativas presentaron la menor demanda de suelo urbano para alojar a la misma cantidad de habitaciones con valores de 264,19 y 318,43 hectáreas, respectivamente. Por su parte, aquellas expansiones que presentan los peores indicadores son la E-RC14 y E-RC15, con un consumo neto de gas natural de 45.970 y 50.199 $Mm^3/año$, respectivamente. Por su parte, estas expansiones demandarían unas 10.045,91 y 22.123,27 hectáreas de suelo urbano.

Figura 10. Síntesis de los principales indicadores obtenidos para las quince posibles expansiones urbanas.



Fuente: Elaboración propia

Si se comparan las configuraciones más extremas, la morfología menos densa presenta un consumo neto de gas natural en factor 1,97, con un coste adicional de unos 2,42 millones de dólares por la compra de dicho gas, y una demanda de suelo urbano en factor 83, respecto de la morfología más densa.

Asimismo, en la Tabla 5 se observa que el consumo neto de gas natural es significativamente menor en aquellas configuraciones urbanas con más de 100 Personas/Hectárea, es decir, en aquellas con más del 50% de viviendas con tipología de departamento. En este sentido, las configuraciones con más de 100 Personas/Hectárea presentaron consumos netos de entre 25.435 y 33.922 Mm³/año, mientras que las de menos de 100 Personas/Hectárea presentaron consumos netos de entre 38.584 y 50.199 Mm³/año. Con lo cual, esta línea de quiebre puede resultar de interés para futuras investigaciones donde se incorporen nuevas dimensiones al análisis.

6. Conclusiones

El desarrollo del presente trabajo permitió abordar las problemáticas identificadas en la sección introductoria y dar respuesta al vacío en las investigaciones relevadas en el estado de la cuestión. Allí se destacó la necesidad de generar estrategias para reducir la demanda energética y promover la incorporación de fuentes no convencionales en las ciudades; para lo cual se requiere el desarrollo de metodologías de bajo costo que permitan estimar el consumo energético de áreas urbanas (nuevas o existentes) en base a variables disponibles y gratuitas.

En relación con estos aspectos, es posible afirmar que el trabajo respondió a los objetivos propuestos, ya que se desarrolló y testeó un modelo estadístico basado en variables censales y de consumo de gas natural, de acceso gratuito, a partir del cual es posible estimar la demanda de dicho vector energético de una determinada área urbana, ya sea nueva o existente, en función de sus condiciones morfológicas y socioeconómicas.

Cabe señalar que la metodología utiliza variables e indicadores ya recopilados sistemáticamente por otras organizaciones; y, por ende, se trata de fuentes de información con relevamientos periódicos y regulares. En este sentido, no se requieren relevamientos adicionales que definan la forma urbana (ni *in situ* ni remota). Estos aspectos facilitan la reproducción de la metodología en diferentes casos de estudio y en diversos recortes temporales.

Por su parte, a partir de la construcción del modelo estadístico fue posible identificar cuáles son las variables que determinan la demanda de gas natural en el caso de estudio y cuál es su peso dentro del mismo. En este sentido, las variables predictoras que determinaron el modelo más aproximado para la ciudad de La Plata fueron: el porcentaje de viviendas con tipología de departamentos, el número promedio de habitaciones por hogar y el porcentaje de personas inactivas.

A partir del modelo se pudieron generar aportes al debate entre ciudades compactas y difusas, dado que la herramienta permite definir en qué medida la ciudad compacta contribuye a la mejora en la eficiencia del consumo de gas natural residencial. En este sentido, a partir del ensayo de quince opciones de configuraciones urbanas, representadas por una determinada densidad de población con su correspondiente porcentaje de departamentos y habitaciones por hogar y personas inactivas, se obtuvo el consumo neto de gas natural de una eventual expansión de la ciudad. En este sentido, es posible afirmar que el modelo logró incluir variables que cubren categorías tanto de morfología urbana como socioeconómicas, lo cual permite una aproximación

más certera a la hora de caracterizar a la ciudad compacta y a la ciudad difusa. Por su parte, tal como se analizó en el apartado teórico, el desarrollo de estos modelos está asociado a diversos procesos que pueden ser revisados desde aspectos geográficos, históricos, económicos, mercantiles, de planificación, entre otros. En este sentido, en los procesos de crecimiento de las ciudades y en el desarrollo de los centros y periferias, los diferentes actores imponen sus fuerzas y la resultante de estas pujas determinan los modelos urbanos. Esto define las principales características de cada sector, como las morfologías, los estratos poblacionales que lo habitan, sus condiciones económicas, los aspectos constructivos, entre otros factores. En efecto, el modelo estadístico aquí obtenido ofrece una valiosa función matemática que explica la variación de la demanda de gas natural entre los extremos de la compactidad y difusión para la ciudad de La Plata, lo cual permite explorar configuraciones intermedias; no obstante, su validez siempre estará determinada por el contexto general que rige el crecimiento urbano.

Los resultados indicaron que el consumo neto de gas natural es significativamente menor en configuraciones urbanas con más de 100 Personas/Hectárea, es decir, en aquellas con más del 50% de viviendas tipo departamento. En este sentido, aquellas configuraciones urbanas con más de 100 Personas/Hectárea presentaron consumos netos de entre 25.435 y 33.922 Mm³/año, mientras que aquellas que contaban con menor densidad presentaron consumos netos de entre 38.584 y 50.199 Mm³/año. Dichos valores reflejan diferencias en factor 1,97 en el consumo neto de gas natural entre los casos de densificación extrema. Además, la configuración más dispersa requeriría gastar USD 2,42 millones de dólares adicionales en gas natural por año y 83 veces más área de suelo urbano para alojar a la misma cantidad de personas requerida por una hipotética expansión que reitere el último crecimiento intercensal.

En consecuencia, este trabajo presenta una herramienta que puede proporcionar información anticipada sobre el consumo de gas natural a los urbanistas que, por supuesto, debe combinarse con otros métodos y técnicas de análisis para proyectar expansiones urbanas. En este caso, a partir de variables/indicadores gratuitos es posible generar un modelo para estimar la demanda de gas natural futura de un área urbana sin la necesidad de una modelización termo-física de un área que, a priori, se desconoce su forma final. En este sentido, los resultados que puedan surgir del modelo se convierten en información valiosa para las instancias de generación de normativas municipales en las que se determinan los parámetros de construcción de nuevas zonificaciones urbanas, dado que su uso permitiría anticipar el comportamiento de la demanda de gas en función del tipo de consolidación que se pretenda alcanzar.

Finalmente, la selección de un nivel de consolidación de un área urbana estará determinado por múltiples factores. Uno de ellos es la factibilidad de incorporar fuentes de energía renovable al entorno urbano, que, como se observa en estudios previos en la ciudad de La Plata, aumenta a medida que disminuye la densidad de edificación (Chávez *et al.*, 2018). Por ello, se propone para futuras investigaciones, la construcción de un método para identificar cuál de las configuraciones urbanas ensayadas en el presente trabajo permite un equilibrio adecuado en cuanto a la reducción de la demanda de gas natural y la maximización de la inserción de fuentes de energía renovable y así, contribuir a generar ciudades más sostenibles. Asimismo, las directivas de salud basadas en recomendaciones urbanas que estamos aprendiendo de las lecciones actuales del COVID-19 contribuirían a la definición de consensos entre las diferentes dimensiones involucradas.

Contribución de autorías

El presente trabajo es de un único autor.

Financiación

Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET) / Agencia Nacional de Promoción de la Investigación, el Desarrollo Tecnológico y la Innovación (Agencia I+D+i), Proyecto PICT 2018-02797.

Conflicto de intereses

No existe ningún tipo de conflicto de intereses.

Bibliografía

- Abramo, P. (2012). La ciudad com-fusa: mercado y producción de la estructura urbana en las grandes metrópolis latinoamericanas. *EURE* 38 (114), pp. 35-69. Doi: <http://dx.doi.org/10.4067/S0250-71612012000200002>
- Acuto, M. (2020). COVID-19: Lessons for an Urban(izing) World. *One Earth*, 2 (4), pp. 317-319. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.oneear.2020.04.004>
- Ahmadian, E., Sodagar, B., Bingham, C., Elnokaly, A., Mills, G. (2021). Effect of urban built form and density on building energy performance in temperate climates. *Energy and Buildings* (236), pp. 110762. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.110762>
- Ahn, Y. y Sohn, D. (2019). The effect of neighbourhood-level urban form on residential building energy use: A GIS-based model using building energy benchmarking data in Seattle. *Energy and Buildings* (196), pp. 124-133. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.05.018>
- Aksoezen, M., Daniel, M., Hassler, U. & Kohler, N. (2015). Building age as an indicator for energy consumption. *Energy and Buildings* (87), pp. 74-86. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.10.074>
- 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), pp. 73 – 90. Doi: <http://dx.doi.org/10.32358/rpd.2018.v4.339>
- BiZEE (2021). Degree Days en *Weather Data for Energy Saving*. *BizEE Software*. Recuperado de: <https://www.degree-days.net/>.
- Boukarta, S. & Berezowska, E. (2017). Exploring the energy implication of urban density in residential buildings. *Journal of applied engineering sciences*, 7 (20), pp. 7-14. Doi: <https://doi.org/10.1515/jaes-2017-0001>
- Calcerano, F. y Martinelli, L. (2016). Numerical optimisation through dynamic simulation of the position of trees around a stand-alone building to reduce cooling energy consumption. *Energy and Buildings* (112), pp. 234-243. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.12.023>
- Cortekar, J., Bender S. & Groth M. (2016). Why climate change adaptation in cities needs customized and flexible climate services. *Climate Services* (4); pp. 4:42–51. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.cliser.2016.11.002>
- Discoli, C. (2009). *Metodología para el diagnóstico urbano-energético-ambiental en aglomeraciones intermedias. El caso del Gran La Plata*. La Plata, Argentina: Ed. Universitaria La Plata.
- 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 de doctorado). UNLP, La Plata.
- Hachem, C., Athienitis, A., Fazio, P. (2011). Investigation of solar potential of housing units in different neighborhood designs. *Energy and Buildings*, 43 (9), pp. 2262-2273. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2011.05.008>
- Hsu, D. (2015). Identifying key variables and interactions in statistical models of building energy consumption using regularization. *Energy* (83), pp. 144-155. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2015.02.008>
- IEA (2015). *Indicadores de Eficiencia Energética: bases esenciales para el establecimiento de políticas*. Paris, 2015. Recuperado de: https://www.iea.org/publications/freepublications/publication/EnergyEfficiencyVespagnol_epdf.pdf
- INDEC (2001). *Censo Nacional de Población, Hogares y Viviendas 2001*. Recuperado de: <https://redatam.indec.gob.ar/argbin/RpWebEngine.exe/PortalAction?BASE=CPV2001ARG>

- INDEC (2010). *Censo Nacional de Población, Hogares y Viviendas 2010*. Recuperado de: https://redatam.indec.gov.ar/argbin/RpWebEngine.exe/PortalAction?&MODE=MAIN&BASE=CPV2010B&MAIN=WebServerMain.inl&_ga=2.28593272.517142955.1652189659-2110402536.1645711680
- Iram (2012). *Norma 11603. Acondicionamiento térmico de edificios. Clasificación bioambiental de la República Argentina*. Instituto Argentino de Normalización y Certificación: Buenos Aires.
- Kavgić, M., Mavrogianni, A., Mumović, D., Summerfield, A., Stevanović, Z. y Djurović-Petrović, M. A. (2010). Review of bottom-up building stock models for energy consumption in the residential sector. *Building and Environment* (45), pp. 1683-1697. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2010.01.021>
- Kijung, K., Changhyo, Y. y Seungil, L. (2019). Impact of urban characteristics on cooling energy consumption before and after construction of an urban park: The case of Gyeongui line forest in Seoul. *Energy and Buildings* (191), pp 42-51. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.03.011>
- Lee, V., Ho, M., Kai, C., Aguilera, X., Heymann, D. & Wilder-Smith, A. (2020). Epidemic preparedness in urban settings: new challenges and opportunities. *The Lancet. Infectious Diseases* 20 (5), pp. 527-529. Doi: [https://doi.org/10.1016/S1473-3099\(20\)30249-8](https://doi.org/10.1016/S1473-3099(20)30249-8)
- Lemos Martins, T., Adolphe, L., Gonçalves Bastos, E., Lemos Martins, M. (2016). Sensitivity analysis of urban morphology factors regarding solar energy potential of buildings in a Brazilian tropical context. *Solar Energy* (137), pp. 11-24. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2016.07.053>
- Li, C., Song, Y, Kaza, N. (2018). Urban form and household electricity consumption: A multilevel study. *Energy and Buildings* (158), pp. 181-193. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.10.007>
- Liu, L. (2020). Emerging study on the transmission of the Novel Coronavirus (COVID-19) from urban perspective: Evidence from China. *Cities* (103), pp. 102759. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.cities.2020.102759>
- Lobaccaro, G., Carlucci, S., Croce, S. Paparella, R., Finocchiaro, L. (2016). Boosting solar accessibility and potential of urban districts in the Nordic climate: A case study in Trondheim. *Solar Energy* (149), pp. 347-369. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2017.04.015>
- Mangan, S., Koclar Oral, G., Kocagil, Idil & Sozen, I. (2021). The impact of urban form on building energy and cost efficiency in temperate-humid zones. *Journal of Building Engineering* (33), pp. 101626. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.jobe.2020.101626>
- Mauree, D., Coccolo, S., Kaempf, J., Scartezzini, J. (2017). Multi-scale modelling to evaluate building energy consumption at the neighbourhood scale. *PLoS ONE*, 12 (9), pp. e0183437. Doi: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0183437>
- Minitab (2021). *Minitab 20 Support*. Recuperado de: <https://support.minitab.com/en-us/minitab/20/>
- Montgomery y Runger (2011). *Probabilidad y estadística aplicada a la ingeniería* (2da edición). México D.F., México: Limusa Wiley:
- Montgomery, D. C., Peck, E. A. & Vining, G. G. (2012). *Introduction to linear regression analysis* (5th ed.). Hoboken, Estados Unidos: Wiley.
- Muxi, Z. (2006). La ciudad dual o el reto de la globalización sobre las ciudades. *Ide@s Sostenibles* 3 (14), pp. 1-12.
- Natanian, J., Aleksandrowicz, O. & Auer, T. (2019). A parametric approach to optimizing urban form, energy balance and environmental quality: The case of Mediterranean districts. *Applied Energy* (254), pp. 113637. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.113637>
- Nel-lo, O. (1998). Los confines de la ciudad sin confines. Estructura urbana y límites administrativos en la ciudad difusa. En Monclús, J. (ed.), *La ciudad dispersa*. Barcelona: Centro de Cultura Contemporània de Barcelona.
- Oh, M. y Kim, Y. (2019). Identifying urban geometric types as energy performance patterns. *Energy for Sustainable Development* (48), pp. 115-129. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.esd.2018.12.002>
- Oh, M., Jang, K. & Kim, Y. (2021). Empirical analysis of building energy consumption and urban form in a large city: a case of Seoul, South Korea. *Energy and Buildings* (245), pp. 111046. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111046>
- ONU (2014). *World Urbanization Prospects*. Nueva York: Organización de Naciones Unidas.
- Quan, S. & Li, C. (2021). Urban form and building energy use: A systematic review of measures, mechanisms, and methodologies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* (139), pp. 110662. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.110662>
- Quan, S.J., Li Q., Augenbroe, G., Brown, J., Yang, J. (2015). Urban Data and Building Energy Modeling: A GIS-Based Urban Building Energy Modeling System Using the Urban-EPC Engine. En Geertman S., Ferreira, Jr. J.,

- Goodspeed R., Stillwell J. (eds), *Planning Support Systems and Smart Cities. Lecture Notes in Geoinformation and Cartography*. Cham, Alemania: Springer. Doi: https://doi.org/10.1007/978-3-319-18368-8_24
- Ratti, C., Baker, N. Steemers, K. (2005). Energy consumption and urban texture. *Energy and Buildings*, 37 (7), pp. 762-776. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2004.10.010>
 - Resch, E., Bohne, R., Kvamsdal, T., Lohne, J. (2016). Impact of Urban Density and Building Height on Energy Use in Cities. *Energy Procedia*, (96), pp. 800-814. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2016.09.142>
 - Reza Torres, E. (2015). Modelado del consumo de energía eléctrica residencial respecto de las dinámicas socio-demográficas en los municipios del estado de Jalisco utilizando la técnica de regresión lineal múltiple (Tesis de maestría). ITESO, Tlaquepaque. Recuperado de: <http://hdl.handle.net/11117/3081>
 - Rodríguez, L. (2016). Instrumentación metodológica para el reciclado masivo de la edificación residencial orientada a la eficiencia energética (Tesis de doctorado). UNSa, Salta.
 - Rueda, S. (2003). *P5 Modelos de ordenación del territorio más sostenibles. Ciudades para un Futuro más Sostenible*. Recuperado de: <http://habitat.aq.upm.es/boletin/n32/asrue.html#fntext-1>
 - Sanabria Artunduaga, T. & Ramírez Ríos, J. (2017). Ciudad compacta vs. ciudad difusa. Ecos antiguos y recientes para las políticas de planeación territorial y espacial. *Cuaderno Urbano* (22), pp. 029-052. Doi: <https://doi.org/10.30972/crn.22222042>
 - SdGE (2020). *Balance Energético Nacional 2016. Buenos Aires, 2018*. Secretaría de Gobierno de Energía. Ministerio de Economía. Disponible en: <http://www.energia.gob.ar/contenidos/verpagina.php?idpagina=3366>.
 - Shivaram, R., Yang, Z. & Jain, R. (2021). Context-aware Urban Energy Analytics (CUE-A): A framework to model relationships between building energy use and spatial proximity of urban systems. *Sustainable Cities and Society* (72). Doi: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.102978>
 - Silva, M., Horta, I., Leal, L. & Oliveira, V. (2017). A spatially-explicit methodological framework based on neural networks to assess the effect of urban form on energy demand. *Applied Energy* (202), pp. 386-398. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.05.113>
 - Sosa, M., Correa, E. y Cantón, A. (2016). Morfología urbana y comportamiento térmico de canales viales. Desarrollo de un modelo predictivo para temperaturas máximas. *Revista Urbano* (33), pp. 66-75.
 - Sosa, M., Correa, E. y Cantón, M. (2018). Neighborhood designs for low-density social housing energy efficiency: Case study of an arid city in Argentina. *Energy and Buildings* (168), pp. 137-146. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.03.006>
 - Strømman-Andersen, J. & Sattrup, P.A. (2011). The urban canyon and building energy use: Urban density versus daylight and passive solar gains. *Energy and Buildings*, 43 (8), pp. 2011-2020. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2011.04.007>
 - Taleghani, M., Tenpierik, M., van den Dobbelsteen, A. & de Dear, R. (2013). Energy use impact of and thermal comfort in different urban block types in the Netherlands. *Energy and Buildings* (67), pp. 166-175. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2013.08.024>
 - Vartholomaios, A. (2017). A parametric sensitivity analysis of the influence of urban form on domestic energy consumption for heating and cooling in a Mediterranean city. *Sustainable Cities and Society* (28), pp. 135-145. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2016.09.006>
 - Viegas, G.; Chévez, P., San Juan, G., Discoli, C. (2018). Comportamiento energético de mosaicos urbanos representativos (La Plata-Buenos Aires-Argentina): influencia de las variaciones térmicas intraurbanas. *Ambiente Construido* 18 (3), pp. 175 – 194. Doi: <https://doi.org/10.1590/s1678-86212018000300275>
 - WEC (2016). *Perspective input into the world energy council scenarios: “innovating urban energy”*. Londres: World Energy Council.
 - You, Y & Kim, S. (2018). Revealing the mechanism of urban morphology affecting residential energy efficiency in Seoul, Korea. *Sustainable Cities and Society* (43), pp. 176-190. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2018.08.019>
 - Zhang, J., Xu, L., Shabunko, V., Rong Tay, S., Sun, H., Yu Lau, S. y Reindl, T. (2019). Impact of urban block typology on building solar potential and energy use efficiency in tropical high-density city. *Applied Energy* (240), pp. 513-533. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.02.033>
 - Zhang, M. & Gao, Z. (2021). Effect of urban form on microclimate and energy loads: Case study of generic residential district prototypes in Nanjing, China. *Sustainable Cities and Society* (70), pp. 102930. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.102930>

Anexo 1. Indicadores estadísticos utilizados para la comparación de modelos

- R^2 : es el porcentaje de variación de la respuesta que explica el modelo. Cuanto más se acerque a un valor de 1, mayor será el nivel de ajuste.
- R^2 ajustado: compara el poder explicativo de los modelos de regresión que contienen diferentes números de predictores. Cuanto más se acerque a un valor de 1, mayor será el nivel de ajuste.
- Cp de Mallows: compara la precisión y el sesgo del modelo completo con los modelos que incluyen un subconjunto de predictores. En una comparación entre modelos, cuanto menor sea el valor, mejor será el nivel de ajuste.
- S: representa la desviación estándar de la distancia entre los valores empíricos y los valores calculados. En una comparación entre modelos, cuanto menor sea el valor, mejor será el nivel de ajuste.
- Número de condición del modelo: evalúa la multicolinealidad de todo el modelo. Cuanto mayor es el número de condición, más multicolineales son los términos del modelo. Montgomery, Peck y Vining (2012) sugieren que un número de condición superior a 100 indica una multicolinealidad moderada (Minitab, 2021).
- Mayor índice de condición de las variables: indica si alguna variable es colineal con otra. Un número de condición entre 20 y 30 indica que hay colinealidad entre las variables y más de 30 indica que es elevada. En este caso, imprimimos el valor más alto de las variables implicadas en cada modelo.
- Mayor índice de inflación de las variables: mide cuánto aumenta la varianza de un coeficiente de regresión estimado si los predictores están correlacionados (Minitab, 2021). Para el análisis comparativo, incorporamos el índice más alto de los coeficientes implicados en cada modelo. Con valores en torno a 1 se trata de un buen modelo, y podemos proceder con nuestra regresión. Los valores superiores a 4 o 5 muestran correlaciones entre las variables (Montgomery & Runger, 2011).
- Mayor coeficiente de Pearson entre variables independientes: las correlaciones bivariadas se analizan con el coeficiente de Pearson entre todos los posibles pares de variables que intervienen en el modelo. Se muestra el más alto. Los valores cercanos a 0 indican poca correlación entre las variables.