



Enfoque UTE

ISSN: 1390-6542

enfoque@ute.edu.ec

Universidad Tecnológica Equinoccial
Ecuador

Moya, Diego; Copara, Dennis; Amores, Jorge; Muñoz, Manolo; Pérez-Navarro, Ángel
Caracterización de agentes de consumo energético en el sector residencial
del Ecuador basada en una encuesta nacional y en los sistemas de
información geográfica para modelamiento de sistemas energéticos
Enfoque UTE, vol. 13, núm. 2, 2022, -Junio, pp. 68-97
Universidad Tecnológica Equinoccial
Ecuador

DOI: <https://doi.org/10.29019/enfoqueute.801>

Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=572270009005>

- ▶ [Cómo citar el artículo](#)
- ▶ [Número completo](#)
- ▶ [Más información del artículo](#)
- ▶ [Página de la revista en redalyc.org](#)

redalyc.org

Sistema de Información Científica Redalyc

Red de Revistas Científicas de América Latina y el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso
abierto

Caracterización de agentes de consumo energético en el sector residencial del Ecuador basada en una encuesta nacional y en los sistemas de información geográfica para modelamiento de sistemas energéticos

(Characterization of energy consumption agents in the residential sector of Ecuador based on a national survey and geographic information systems for modelling energy systems)

Diego Moya¹, Dennis Copara², Jorge Amores³, Manolo Muñoz⁴, Ángel Pérez-Navarro⁵

Resumen

El sector residencial es un ejemplo de los retos que se presentan al momento de modelar la heterogeneidad del sistema energético en búsqueda de la evaluación de la política energética. Algunas de las características que influyen en la oferta y demanda de energía del sector residencial son el tipo de consumo, el ingreso de los hogares, la composición familiar, el tipo de vivienda, la zona climática de residencia, entre otras.

El objetivo de esta investigación es caracterizar los agentes de consumo energético en el sector residencial del Ecuador. Para lograrlo, en este artículo se presenta una metodología que combina una encuesta nacional (en línea y puerta a puerta) con sistemas de información geográfica (SIG). La encuesta permite definir las principales motivaciones, objetivos de inversión y método de decisión de los agentes al momento de renovar o mantener tecnologías energéticas del hogar. Para esto, se ha clasificado a los agentes con base en su nivel de ingresos. Los SIG permiten localizar espacialmente a los agentes y tener una estimación sobre la población que pertenece a cada agente por el nivel de ingreso. Los resultados se presentan por nivel de ingreso para cada grupo de agentes y se geolocalizan caracterizándolos de forma espacial. Se determina los atributos cuantitativos de cada agente con el fin de ser utilizados en modelación de sistemas de energía.

Palabras clave

Modelo basado en agentes, sistemas de información geográficas, inversión.

Abstract

The residential sector is an example of the challenges that arise when modelling the heterogeneity of the energy system to assess energy policy. Some of the characteristics that influence the supply and demand of energy in the residential sector are the type of consumption, household income, family composition, type of dwelling, the climatic zone of residence, among others. The objective of this research is to characterize the agents of energy consumption in the residential sector of Ecuador. To achieve this goal, this article presents a methodology that combines a national survey (online and door-to-door) with Geographic Information Systems (GIS). The survey allows defining the main motivations, investment objectives and decision method of the agents when renewing or maintaining home energy technologies. For this, the agents have been classified based on their income level. GIS allows the agents to be spatially located and to have an estimate of the population that belongs to each agent by income level. The results are presented by income level for each group of agents and the agents are geolocated, characterizing them spatially. The quantitative attributes of each agent are determined in order to be used in energy systems modelling.

Keywords

Agent-based model, geographic information systems, investment

1 Imperial College London. South Kensington, United Kingdom / Universidad Técnica de Ambato. Ambato, Ecuador / Institute for Applied Sustainability Research (IASUR). [da.moya@uta.edu.ec, https://orcid.org/0000-0003-4839-4259]
2 Universidad Técnica de Ambato. Ambato, Ecuador. [dcopara1688@uta.edu.ec, https://orcid.org/0000-0002-2573-820X]
3 Universidad Técnica de Ambato. Ambato, Ecuador. [jramores@uta.edu.ec, https://orcid.org/0000-0003-2233-1380]
4 Universidad Técnica de Ambato. Ambato, Ecuador. [mmunoz@uta.edu.ec, https://orcid.org/0000-0001-5897-1211]
5 Universitat Politècnica de València. Valencia, Spain. [anavarro@iie.upv.es, https://orcid.org/0000-0003-2274-0520]

Introducción

Los modelos de sistemas energéticos (MSE) ayudan a evaluar la demanda de energía mediante el desarrollo de escenarios que simulan las cadenas de suministro, conversión, transporte y el uso final de la energía. Los MSE pueden usarse para estudiar todos los sectores energéticos de la economía, tales como primario, de conversión, de refinación, de movilidad, industrial, comercial, agrícola y residencial. Particularmente, el consumo de energía en el sector residencial representa el 32 % del uso final de la energía, la cual es utilizada en calefacción y refrigeración de espacios, iluminación y uso de electrodomésticos (Rode et al., 2014). La demanda de energía en los hogares puede variar en función del desarrollo económico, cultural y características geográficas de una ciudad, un país o una región (Ma & Cheng, 2016; Mastrucci et al., 2017). Este consumo de energía está relacionado directamente con las emisiones y el cambio climático (Obama, 2017). Por lo tanto, es necesario evaluar el comportamiento de las variables que influyen en el consumo de energía en el sector residencial, para generar estrategias adecuadas al uso de la energía. Los MSE emergen como una herramienta para estudiar el sector energético residencial.

Asimismo, los MSE sirven para el análisis energético desde ciudades hasta a nivel mundial (Intergovernmental Panel on Climate Change, 2014; Lind & Espegren, 2017). Estos modelos se van perfeccionando en función del tiempo con la aplicación de nuevas técnicas y herramientas, por lo que se obtienen resultados más confiables. De forma general, los MSE se clasifican en 1) modelos de optimización, 2) modelos de simulación, 3) sistemas de potencia y modelos del mercado eléctrico y 4) escenarios cualitativos y métodos mixtos (Herbst et al., 2012; Pfenniger et al., 2014). Además, Hall y Buckley (2016) proponen una clasificación en tres grupos: 1) propósito y estructura, 2) características tecnológicas y 3) descripción matemática. García-Gusano et al. (2018) clasifican a los MSE en dos grupos: 1) modelos basados en la simulación que establece parámetros para aprobar políticas energéticas y 2) modelos basados en optimización que exploran enfoques tecnoeconómicos (García-Gusano et al., 2018).

Todos estos tipos de modelos consideran los diversos factores que influyen en la oferta y la demanda en el sector energético; que depende de: los recursos renovables y no renovables, las tecnologías de conversión y transformación, el almacenamiento, la transmisión y distribución, el uso final de la energía en las diferentes tecnologías de cada sector (industria, residencial, comercial, transporte y agricultura), el mercado, el clima (Andersen, 2015; et al., 2013), crecimiento económico, estructura comercial (Liang & Zhang, 2011; Wei et al., 2017), factores sociales (Deller, 2018; Trotta, 2018), el comportamiento humano (agentes) al momento de usar la energía e invertir en nuevas tecnologías que satisfagan su demanda energética (Pfenniger et al., 2014), entre otros.

Esta investigación tiene como objetivo contribuir en la caracterización de agentes de consumo energético en el sector residencial del Ecuador. Para lograrlo, en este artículo se presenta una metodología que combina una encuesta nacional (en línea y puerta a puerta) con sistemas de información geográfica (SIG). La encuesta fue diseñada para caracterizar agentes de consumo energético y aplicarla posteriormente en el modelado de sistemas de energéticos.

El artículo se organiza de la siguiente manera. En la sección 1 se realiza una detallada revisión de la literatura; en la sección 2 se aborda la metodología; en la 3 se presenta los resultados de la caracterización de los agentes, y en la 4, las conclusiones del estudio.

Modelos energéticos

La modelación del sistema energético en el sector residencial es vital para conocer la vía de reducción de emisiones y planificar el uso de tecnologías amigables con el medio ambiente (Sousa et al., 2017). Los sistemas de energía de los edificios sirven para gestionar el consumo de energía, buscar la eficiencia energética y el confort térmico a través del monitoreo sobre el inventario de variables, el efecto del entorno y el comportamiento del clima (Harish & Kumar, 2016). Un MSE del sector residencial tiene un mayor alcance y, además, abarca los efectos del consumo de energía de los hogares en el cambio climático y viceversa (Clarke et al., 2018). A continuación, se describe varios modelos energéticos y sus características principales.

El Global Change Assessment Model (GCAM) es un modelo de simulación dinámica recursiva que representa las interacciones entre el sector energético, la densidad poblacional, el uso del agua y el comportamiento del clima. El GCAM es una herramienta de evaluación integrada, con un rango importante de tecnologías, que busca representar las interacciones del sector energético, el uso de la tierra, el agua y la mitigación del clima en la economía (Muratori et al., 2017).

El National Energy Modelling System (NEMS) es otro modelo aplicable únicamente al contexto de los Estados Unidos. El NEMS contiene varios módulos con metodologías específicas de simulación para cada sector energético, agrupados en sectores de suministro, conversión, demanda y el mercado de energía (Daniels, 2017, agosto 31).

El Open Source Energy Modelling System (OSeMOSYS), o sistema de modelado energético de código abierto, corresponde a un modelo de optimización lineal desarrollado en un arreglo modular. La disponibilidad abierta y flexibilidad para modelar proyecciones energéticas a largo plazo ha incrementado el uso de OSeMOSYS (Gardumi et al., 2018).

El modelo Price-Induced Market Equilibrium System (PRIMES), o sistema de equilibrio del mercado inducido por el precio, simula la oferta y la demanda de energía. Este modelo se ha utilizado en varios gobiernos de la Unión Europea y empresas privadas en planificación energética (E3MLab, 2014). El modelo PRIMES está organizado en módulos que representan el comportamiento de un agente específico, un demandante y/o un proveedor de energía. La principal característica de PRIMES es su capacidad para soportar el análisis de la política en el lado de la demanda como la demanda de electricidad y calor en el sector residencial (Fragkos et al., 2018). De todos los modelos descritos brevemente, es necesario profundizar en la caracterización de los agentes de consumo energético en los sectores de uso final de la energía. Parametrizar las características heterogéneas de los agentes cuando demandan y consumen energía es un reto que los modelos energéticos aún deben afrontar.

Modelación basada en agentes

Un modelo basado en agentes (MBA) es una importante herramienta que ayuda a representar las complejidades de la demanda de energía en medio de las características heterogéneas de los consumidores (agentes). En el tema de la demanda energética, el MBA aporta en el análisis de diversas variables de relaciones sociales, limitaciones espaciales e influencia económica. La función que cumple el MBA es representar la heterogeneidad en las características y comportamientos de los actores analizados, lo cual sirve para interpretar el comportamiento de un sistema. No obstante, la heterogeneidad en el MBA es de suma importancia, puesto que ayuda a crear nuevas variables energéticas que servirán de apoyo (Rai & Henry, 2016).

Brown & Robinson (1969), al momento de agregar heterogeneidad a los agentes, evidenciaron un efecto significativo en los resultados del modelo. De igual manera, Rai y Henry (2016) analizan la interacción de la heterogeneidad y, apoyándose en varias teorías, adoptando el comportamiento de los agentes y su influencia en la elección de tecnologías de bajas emisiones de carbono. Gracias a los MBA se logra capturar los hábitos grupales de los grupos de interés y el mecanismo de impacto de factores influyentes críticos. La manera de analizar el consumo energético sería enfocar la modelación no solamente en los dispositivos que consumen energía (Tian & Chang, 2020), sino también en quienes usan esos dispositivos. El modelo debe construirse con el nivel acertado de descripción, con la cantidad justa de detalles para cumplir su propósito (Bonabeau, 2002). Los modelos basados en agentes constituyen modelos computacionales, cuyo análisis debe realizarse a través de la simulación (Pereda & Zamarreño, 2015).

La expansión de la población urbana ha permitido elaborar distintos escenarios sobre la evolución de la población y así planificar de una forma racional y sostenible los futuros desarrollos urbanos. En términos generales, la utilización de los MBA, en el campo de la simulación urbana, suele producir diferentes tipos de análisis y escenarios prospectivos (Cantergiani & Gómez Delgado, 2016). Estos pueden ser desagrupados en predictivos (carácter prescriptivo), exploratorios (carácter explicativo) y, en algunos casos, normativos (deseables u óptimos). El aporte del MBA a la exploración del fenómeno de crecimiento urbano a escala subregional ayuda entender la dinámica con el objetivo de apoyar y mejorar las actividades de planificación (Cantergiani & Gómez Delgado, 2016).

Tanto las organizaciones como el entorno que las rodean son sistemas muy complejos a partir de la interacción entre todos los agentes que los compone. Son sistemas altamente sensibles a la incertidumbre, y sus comportamientos no corresponden a la intención de los individuos que los generan, lo que produce inesperados y contados resultados intuitivos. Para esto se debe tener en cuenta los resultados que ofrecen contemplando que una predicción exacta es poco probable (Geog.leeds, n.d.). La modelación y simulación basada en agentes (MSBA) ha sido la técnica de mayor aplicación para la investigación en ciencias sociales. De esta forma, el MBA se emplea en varios campos, como Sachs et al. (2019) lo emplean en el sector residencial.

Otro sector de aplicación se constata en el trabajo de Burg et al. (2021), en el cual las decisiones de los agricultores están influenciadas por una interacción entre factores externos en los que opera el agricultor. El campo de la economía que según Farmer y Foley (2009), los modelos basados en agentes podrían ayudar a evaluar las políticas diseñadas para fomentar la recuperación económica. El MBA se caracteriza por la existencia de muchos agentes que interactúan usualmente en ausencia de un controlador o planificador central. Debido a esto, los comportamientos emergentes de la interacción de los agentes son difíciles de predecir y/o anticipar debido a la capacidad adaptativa entre las partes (Susatama et al., 2017).

En los MBA, los agentes se formalizan como entidades que toman decisiones según sus objetivos, la información sobre el entorno y sus expectativas sobre el futuro. Los objetivos, la información y las expectativas son afectados por la interacción con otros agentes que pueden ser adaptativos, es decir, que pueden cambiar sus decisiones y su comportamiento. El desarrollo de los MBA en el modelado de la toma de decisiones se influencia por el perfeccionamiento de la metodología de modelado y el aumento de datos para parametrizarlos. DeAngelis y Diaz (2019) describen las formas en que las decisiones se integran a varios MBA y ofrecen un prospecto sobre el futuro de la modelización de decisiones. El MBA es parcialmente impulsado por la

creciente demanda de los estamentos que toman decisiones para brindar apoyo y comprender los potenciales problemas de acuerdo con su grado de complejidad (Smajgl et al., 2011).

Los MBA son representaciones abstractas de la realidad en los que los objetos a) interactúan entre sí y con el medio ambiente; b) son autónomos (Larrosa, 2016), no hay un control central de su comportamiento, y c) el resultado es numérico. Además, es importante considerar que cuando se modelan individuos las interacciones y los resultados son típicamente discretos y no continuos (Aguilera Ontiveros & Posada Calvo, 2017). Los científicos sociales interesados en la simulación basada en agentes Gilbert y otros, han desarrollado, durante las dos últimas décadas, la siguiente secuencia de etapas para guiar el proceso de investigación (Granderson & Price, 2014). La pregunta de investigación, el diseño, el desarrollo, la verificación, la calibración, el análisis de sensibilidad, la validación, la documentación, la publicación y la replicación. Mientras algunas de estas etapas son comunes a otros métodos de investigación social, otras son más específicas en cuanto a la simulación basada en agentes. La consolidación y la justificación de esta serie de pasos han mejorado el reconocimiento general de la simulación basada en agentes como método de investigación entre los científicos sociales (García-Valdecasas Medina, 2011).

Sistemas de información geográfica

Los sistemas de información geográfica (SIG) han sido diseñados para recolectar, manejar, analizar, modelar y visualizar información para tomar decisiones basadas en evidencia espacial y/o temporal (Cevallos-Sierra & Ramos-Martin, 2018). Los SIG son herramientas eficientes que permiten integrar múltiples elementos para la gestión y optimización del territorio (González et al., 2004). Las aplicaciones varían desde el uso en la agricultura de precisión (Uva & Campanella, n.d.), en el campo del medio ambiente; administración pública, entre otras (Vázquez, 2017).

El uso de los SIG en proyectos energéticos contribuye con la selección de la ubicación de agentes, infraestructura y recursos de acuerdo con múltiples variables, tales como ambientales, detalles técnicos y rentabilidad (Guerrero Hoyos et al., 2020). Los SIG también se pueden utilizar como un método de apoyo a la decisión espacial. Por ejemplo, en Egipto se seleccionaron sitios apropiados para utilizar la energía solar en la desalinización (Salim, 2012). Así también, en Colombia, mediante los SIG, se pudo evaluar zonas potenciales para generar energía a partir de recursos alternativos (Guerrero Hoyos et al., 2020). Actualmente, los SIG han sido aprovechados en el planeamiento urbano, debido a la necesidad de construir ciudades amigables con el consumo energético. Por ejemplo, el sistema de decisión, a través de los SIG, respalda la toma de decisiones al proponer varias opciones para mejorar la eficiencia energética. Este sistema filtra la información real sobre la categoría de edificios, para incrementar el uso de fuentes de energía renovable (Sztubecka et al., 2020).

El uso de los SIG y los MSE plantea retos de integración como la disponibilidad de datos y los recursos computacionales para tratar la información. Así también el enfoque de los SIG permite localizar de manera óptima las energías renovables variables (ERV) basados en condiciones meteorológicas (Martínez-Gordón et al., 2021). En ciertos casos, debido a la carencia de información geográfica, es necesario el diseño de plataformas para recolectar información espacial. GeoWeb permite inventariar los recursos energéticos autóctonos de cierta zona, así como el potencial energético (Bazurto et al., 2019). Existen plataformas que ayudan a la optimización de los sistemas de energía urbanos. En este contexto, FlexiGIS es una plataforma que proporciona una infraestructura energética urbana que simula el consumo y la generación

de energía, además, realiza una optimización lineal para el despliegue económico de microgeneración y almacenamiento descentralizado en diferentes escenarios energéticos (Mutani & Todeschi, 2019).

La conversión de los desechos en energía es otro de los campos de los SIG. Estos contribuyen a encontrar sitios adecuados para la transformación de energía a partir de los desechos, mediante diferentes procesos como incineración, gasificación, entre otros. Del mismo modo, se puede mantener una base de datos actualizada de la producción de energía, capacidad y la distribución de esta. Además esta información se monitorea constantemente mediante el uso de Web SIG (Janipella et al., 2019). Por ejemplo, mediante QGIS, se analizaron datos sobre la irradiación solar en México, en zonas rurales y urbanas, con el objetivo de conocer el número de paneles fotovoltaicos que se necesita para satisfacer el consumo. Este análisis lo hicieron en las cuatro épocas del año. Los resultados fueron que con cuatro paneles fotovoltaicos se puede dotar de energía a una residencia (Rosas-Flores et al., 2019). En general, el uso de los SIG en el análisis de sistemas energético permite aumentar la precisión del uso de los recursos de acuerdo con su ubicación y variación respecto al tiempo.

Uso de encuestas para caracterización de agentes

El uso de la encuesta es común en los trabajos de investigación dado que es una herramienta muy útil al momento de recopilar información. Mediante los datos que se obtienen de dicha herramienta se logra otorgar atributos a los agentes para su posterior caracterización. El empleo de la encuesta consta de un desarrollo o proceso hasta llegar a proporcionar cualidades a los diversos agentes. En un inicio se procedió a definir las características que poseerán los distintos agentes con base en su comportamiento. Es necesario resaltar que en esta clasificación se agrupó a aquellos que compartan el mismo comportamiento. Por ejemplo, Smajgl et al. (2011) dividen el comportamiento de agricultores y el de las personas que habitan en zonas urbanas. Otra forma de lograr distinguir a los tipos de agentes es reflejando ponderaciones a los datos que se analizaron en la encuesta (Brown & Robinson, 1969). Un aspecto clave en la parte de la encuesta es hacer coincidir la formulación de preguntas con la información que se requiere para el trabajo. Es importante recalcar que se pueden emplear encuestas ya hechas que proporcionan diferentes bases de datos. En consecuencia, una consideración importante es caracterizar agentes que ayuden a reflejar la heterogeneidad de la población que fue estudiada (Jalil-Vega et al., 2020).

Los datos proporcionados por las encuestas fueron la base para caracterizar a los agentes en estudio considerando sus características heterogéneas. De modo que al asignarles atributos a dichos agentes y al clasificarlos se trabaja de forma simplificada, ordenada y sencilla para lograr los objetivos planteados. Hay que recordar que para obtener datos concisos las preguntas de la encuesta deben estar destinadas al estudio que se está llevando a cabo.

Además de la encuesta, se pueden emplear entrevistas, bases de datos gubernamentales, entre otras para caracterizar agentes. En esto influye la caracterización para definir los factores representativos que reflejen diversas cualidades del agente como la condición social, la edad, los ingresos económicos, entre otros (Sachs et al., 2019). Por esta razón, al caracterizar, se puede obtener una hipótesis sobre la forma de vida del agente, su forma de actuar o sus pensamientos. Burg et al. (2021), por ejemplo, requieren información sobre factores claves que afectan la voluntad y la capacidad del agricultor para participar en proyectos socioeconómicos

y no se limita solo a la forma de vida del agente. Asimismo, Karimi y Vaez-Zadeh (2021) estudian el entorno del agente, es decir políticas, reglas, entre otros factores (Brown, 2012). Por lo tanto, es necesario comparar diferentes investigaciones para conocer la manera en que los autores caracterizan a los agentes que estudian, como se detalla en la tabla 1. En esta tabla se presentan diferentes investigaciones referentes a consumo energético.

Tabla 1. Comparación de estudios que utilizan o no encuestas para caracterizar atributos de agentes en el sector energético

Atributos	Caracterización	Usa encuesta	Estudio
Riqueza, edad, cultivos, disponibilidad de fondos, facilidad de acceso.	<ul style="list-style-type: none"> - Tamaño de la población - Diversidad conductual - Posibilidad pragmática de crear muestras representativas 	Sí	(Smajgl et al., 2011)
Cercanía a familiares y amigos, cercanía a espacios naturales, oportunidades recreativas, apariencia atractiva del vecindario, apariencia y distribución de la vivienda, cercanía al trabajo, calidad de escuelas, costos de vivienda, distancia en relación con los centros de compras y las escuelas, tamaño de la comunidad.	<ul style="list-style-type: none"> - Confort social - Apertura - Estética residencial - Escuelas y trabajo - Otros factores 	Sí	(Brown & Robinson, 1969)
Tecnología disponible, información geográfica relevante, datos socioeconómicos, estatus social, edad, ingresos, educación, ocupación, valores fundamentales, actitudes hacia el trabajo, composición familiar. Ingreso y consumo, información de infraestructura de los hogares, información demográfica.	<ul style="list-style-type: none"> - Medios sociales: alto rendimiento, élites educativas ilustradas, pioneros transnacionales, pragmáticos adaptativos, escapistas, clase media, precarios, conservadores establecidos y tradicionalistas - Esta caracterización sirve para definir objetivos (Obj), reglas de búsqueda (SR) y reglas de decisión (DS) - Datos macroeconómicos (información sobre la infraestructura de los hogares, información demográfica y socioeconómica) - Determinan la proporción de la población (PP) representada por un agente, el tipo (TP), la proporción de tecnología (TS) y su presupuesto (B). La infraestructura del hogar también influye en la elección de las reglas de búsqueda 	Sí	(Sachs et al., 2019)
Número de socios (copropietarios), precio de venta de la energía generada, recomendación personal, subsidio de remuneración único, disponibilidad local de cosustrato.	<ul style="list-style-type: none"> - Situación socioeconómica de agricultores - Radio de comunicación (el número de agricultores con los que suelen tener un intercambio, independientemente de su ubicación) - Voluntad para utilizar estiércol externo en una instalación de biogás propia o externa 	Sí	(Burg et al., 2021)

Autónomo (forma independiente en su entorno y en sus interacciones con otros agentes), discreto e identificable, interacción (comunicación e intercambio e influencia de información), adaptación (aprender y adaptar sus comportamientos basados en sus experiencias).	<ul style="list-style-type: none"> - Visión a largo plazo - Incertidumbre - Multidimensionalidad 	No	(Karimi & Vaez-Zadeh, 2021)
Rango de edad, nivel de ingresos, nivel de educación, número de propiedades alquiladas, número de años de experiencia empresarial, comprensión de las medidas de ahorro de energía, fuentes de financiación, medidas de ahorro, importancia de eficiencia y gastos, Probabilidad de modernizar una unidad de ahorro de energía, innovación.	<ul style="list-style-type: none"> - Características sociodemográficas - Características comerciales - Conocimiento de las medidas de ahorro de energía - Experiencia con medidas de ahorro de energía - Actitud hacia las modernizaciones de eficiencia energética - Normas sociales - Eficacia - Características del inversor - Probabilidad de futuras adaptaciones bajo incentivos económicos 	Sí	(Miu & Hawkes, 2020)
Información específica sobre tecnologías, los hogares y las políticas.	<ul style="list-style-type: none"> - Tecnología - Población de hogares - Preferencias 	No	(Chappin et al., 2020)
Nivel de desarrollo, zona climática, número de hogares, fecha, estación, temperatura, ingreso, crecimiento, actividad del operador, dispositivo, calentamiento de agua, enfriamiento, combustible, horas y duración activas, urbano o rural, electrodoméstico.	<ul style="list-style-type: none"> - Regiones - Hogares - Operadores - Dispositivo y combustible 	Sí	(Tian & Chang, 2020)
Condiciones ambientales, energía, precios, criterios de confort, sistemas de calefacción, ventilación y aire acondicionado, sistemas para la eficiencia energética en los edificios.	<ul style="list-style-type: none"> - Consumo energético - Preferencias - Contexto - Condición climática - Otros 	Sí	(Himeur et al., 2021)
Temperatura habitual de la vivienda, forma de calefacción, uso de la calefacción, tipo de refrigeración, consumo, costos.	<ul style="list-style-type: none"> - Costos de calefacción - Hábitos de calefacción - Edad - Condición de salud 	Sí	(Csutora et al., 2021)

Metodología

Esta investigación se enfoca en el modelo de evaluación integrada (MEI) presentado por Sachs et al. (2019) con la finalidad de comprender la funcionalidad del modelado de sistemas energéticos basado en agentes, denominado MUSE (entorno de simulación de sistemas de energía

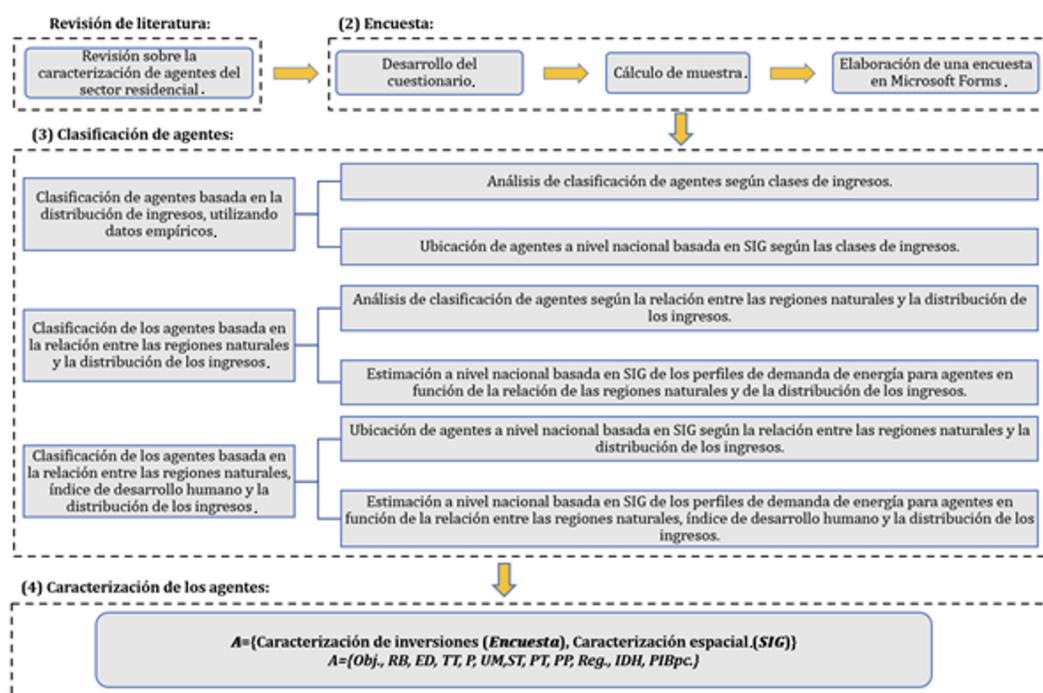
modular). MUSE es un modelo científico de equilibrio parcial, rico en tecnologías, que produce una gama de resultados técnicos, económicos y emisiones. El enfoque principal de MUSE radica en el desarrollo de una descripción precisa de la inversión y la toma de decisiones operativas en cada región geográfica dentro de un sector. Para describir la toma de decisiones, MUSE usa un modelo basado en agentes, el cual tendrá una caracterización de agentes individuales cada uno con sus respectivos atributos. En general, para el análisis del estudio presentado, se separa la metodología en cuatro pasos, como se muestra en la figura 1:

1. Revisión de la literatura sobre caracterización en agentes,
2. Desarrollo de la encuesta,
3. Clasificación y ubicación de agentes basados en encuestas y en los SIG y
4. Caracterización de los agentes.

Diseño de cuestionario y encuesta

En la siguiente sección se presenta un proceso de diseño del cuestionario usado en este estudio. El artículo de Sachs et al. (2019) es fundamental para este diseño, ya que en su estudio presentan un modelo de agentes para las decisiones de inversión en sistemas energéticos del sector residencial. Este es un modelo mejorado en comparación a los demás, porque permite parametrizar los atributos de los agentes mediante la encuesta de manera más óptima. El fin de este cuestionario es capturar varias características del comportamiento del consumidor que influyen en la decisión de inversión. Las preguntas se formularon con base en la experiencia previa de los investigadores del proyecto (que colaboraron con investigaciones de modelados basados en agentes dentro del marco MUSE) junto con los autores de este trabajo.

Figura 1. Metodología de la investigación



Los propósitos de esta encuesta son comprender el estado actual del consumo de energía en los hogares del Ecuador, hacer una evaluación cuantitativa de los sectores y activos participantes y, finalmente, evaluar de forma cualitativa los factores que estaban influyendo en la toma de decisiones de inversión en el sector residencial. El cuestionario consistió en 23 preguntas que permiten ubicar al encuestado espacialmente, específicamente cuando se identifica el nivel económico al que pertenece. Además, se encuestó sobre los tipos de electrodomésticos y el interés de utilizar nuevas tecnologías que aumenten la eficiencia en el consumo de energía en los hogares. Los datos obtenidos de la encuesta se organizaron con el fin de obtener las variables de entrada que sirvieron para responder a los atributos considerados en el MUSE.

Diseño de las preguntas con base en los atributos del MUSE

El principio fundamental de clasificación de agentes utilizado en este artículo es la teoría de la racionalidad limitada abordada por Sachs et al. (2019). En ese estudio se asume que los individuos tienen una capacidad distinta para manejar información del mercado energético y realizar inversiones basadas en sus propias rutas de toma de decisiones y heurísticas. Para describir el comportamiento inversor de la población de una región, se definen varios agentes representativos y se los dota de un determinado conjunto de atributos como se muestran en la ecuación (1) (tabla 2).

$$A = \{\text{Obj.}, \text{RB}, \text{ED}, \text{TT}, \text{P}, \text{UM}, \text{ST}, \text{PT}, \text{PP}\}$$

1

Tabla 2. La definición de los parámetros del agente en el módulo de sector industrial de MUSE (Moya et al., 2020)

Parámetros agente	En la ecuación (1)	Definición
Objetivos	Obj.	Una conexión de aspectos económicos, ambientales y tecnológicos junto con motivaciones personales.
Regla de búsqueda	RB	Una compilación de información sobre tecnologías utilizables y aptitudes de procesamiento de los tomadores de decisiones. La RB guía al espacio de búsqueda (EB) de cada agente que posee todas las tecnologías admisibles delimitado en el sector residencial.
Estrategias de decisión	ED	Hay dos ED: uno y varios objetivos. El ED de objetivo único se enfoca en el objetivo principal; mientras que el ED de varios objetivos utiliza un enfoque de orden de mérito en el que las tecnologías se clasifican de acuerdo con el objetivo del agente. Dentro de MUSE se implementan tres posibles enfoques de ED multiobjetivo.
Tipo de tecnología	TT	Dos tipos de agente: nuevo o modernizado. Existe una diferencia entre modernizar o adquirir una nueva tecnología. Estos dos tipos deben estar relacionados para transferir sus acciones para una posterior renovación de los activos.
Presupuesto	P	Gastos e ingresos máximos que cada agente pueda usar en la inversión de un activo.
Umbral de madurez	UM	Indica la participación de mercado que debe tener una tecnología antes de aparecer en el EB de un agente. Este valor varía según la apertura del agente hacia las nuevas tecnologías.

Stock de tecnologías	ST	Capacidades tecnológicas disponibles en el año base, obtenidas mediante calibración al balance energético y datos relevados.
Propiedad de tecnología	PT	Cantidad de tecnología que un agente en como resultado de la calibración.
Porcentaje de población	PP	Porcentaje de la población representada por la caracterización espacial SIG por agente.

El cuestionario incluyó preguntas cerradas que contienen detalles comunes relacionados con el consumo de energía en el sector residencial basándose en los atributos como se muestra en la tabla 3. En primer lugar, se pidió información acerca de la ubicación geográfica de su residencia (la provincia y el cantón). En segundo lugar, fue necesaria la recolección de datos sobre las características generales (rango de edad, número de integrantes adultos y niños que componen la familia). En tercer lugar, se recolectó información de las características educacionales y económicas (ocupación, nivel de educación, rango de salario mensual). Después se recopiló información sobre los datos de la vivienda (zona de residencia, tipo de vivienda y propiedad). A continuación, se solicitó que proporcionen detalles técnicos sobre los activos existentes relacionados con el calentamiento de espacios, ventilación de espacios, calentamiento de agua y cocción. Posteriormente se requirió información de los detalles comerciales relacionados con los precios del combustible/electricidad consumidos y los impuestos/pagos (facturas de consumo de luz eléctrica y consumo de tanques de gas doméstico). Finalmente, fue necesario recabar información de cuestiones relacionadas con la voluntad y estrategias de decisión al modernizar o adquirir un sistema o equipo de calefacción y ventilación.

Como se puede ver en la tabla 3, para las reglas de búsqueda de tecnologías para la inversión, se pidió a los encuestados que seleccionen una de las alternativas que considerarían al modernizar y adquirir las tecnologías, entre las cuales se considera 1) similar, 2) todas, 3) existente y 4) tipo de combustible. Asimismo, para la toma de decisiones de inversión, se solicitó a los encuestados participantes que indicaran los tres criterios más importantes entre ocho opciones que utilizaban comúnmente para tomar la decisión de invertir en tecnologías energéticas: 1) eficiencia, 2) costos de capital, 3) costo actual equivalente (CAE) con alta tasa de descuento, 4) CAE con tasa de descuento intermedio, 5) CAE con baja tasa de descuento, (6) emisiones, 7) costos fijos y 8) costo de consumo de combustible.

Por último, para las estrategias de decisión de inversión, se solicitó a los encuestados que indicaran una de las tres estrategias de decisión que se utilizan comúnmente: 1) lexicográfico, 2) suma ponderada y 3) épsilon-restricción. Cada parámetro de la definición del agente está delimitado por un grupo de respuestas del cuestionario. Por ejemplo, en la pregunta 23 del cuestionario, se preguntó a los encuestados sobre la toma de su decisión final al adquirir un nuevo sistema o equipo de calefacción y/o ventilación. Como se puede ver en la tabla 3, las preguntas fueron diseñadas para obtener las principales características de los agentes (inversores) con el fin de definir los parámetros que se requieren en la definición del agente en la ecuación (1).

Tabla 3. Caracterización de la agente basada en los hallazgos de la encuesta

Atributo del agente	En Ecu. (1)	Parametrización del agente basado en los agentes	Formulación de preguntas de encuesta
Objetivos	Obj.	- Emisiones -Costo de consumo de combustible -Eficiencia -CAE (costo anual equivalente) con alta tasa de descuento -CAE con tasa de descuento intermedia -CAE con baja tasa de descuento	Pregunta 21 Pregunta 22
Regla de búsqueda	RB	-Similar -Tipo de combustible -Existente -Todas	Pregunta 19
Estrategia de decisión	ED	-Lexicográfico* -Suma ponderada** -Épsilon-restricción***	Pregunta 23
Stock de tecnologías	ST	Se consideran las tecnologías actuales existentes	Pregunta 13 Pregunta 14 Pregunta 15 Pregunta 16
Porcentaje de la población	PP	Este valor representa el total de personas que se encuentran en un cierto sector, clasificados en grupos mediante un análisis espacial	SIG

* El agente selecciona entre sistemas similares al mejor según el primer criterio, y luego toma una decisión final entre estos sistemas en función del segundo y tercer criterio.

** El agente pondera entre todos los tres criterios por igual al tomar una decisión.

*** El agente selecciona el sistema con la mejor calificación basado únicamente en el primer criterio.

Cálculo de la muestra

Para el diseño muestral de la encuesta, se utilizó técnicas de muestreo probabilístico de población finita a fin de garantizar la representatividad geográfica y de los dominios de estudio de la encuesta, y para calcular los factores de expansión y los errores asociados al muestreo. En esta encuesta participaron hombres y mujeres, mayores de 18 años, a nivel nacional. El tamaño de muestra se calculó en función a los parámetros que se muestran en la tabla 4. El tamaño de la población o universo se estableció según el contador poblacional del Ecuador que presenta el Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (2014), en el cual consta que existen 17 510 643 habitantes en el Ecuador.

Tabla 4. Parámetros de cálculo de muestra

Parámetro	Símbolo	Valor
Tamaño de la población o universo	N	17 510 643
Probabilidades con las que se presenta el fenómeno	p/q	50 %/50 %
Valor crítico correspondiente al nivel de confianza elegido	Z	1.96
Error de estimación máximo aceptado	e	4 %

El tamaño de muestra depende de tres aspectos:

1. Error permitido
2. Nivel de confianza estimado
3. Carácter finito de la población

La fórmula general para determinar el tamaño de muestra es la siguiente:

$$n = \frac{N * Z^2 * p * q}{E^2 * (N - 1) + Z^2 * p * q}$$

$$n = \frac{(17\ 510\ 643) * (1.96)^2 * (0.5) * (0.5)}{(0.04)^2 * (17\ 510\ 643 - 1) + (1.96)^2 * (0.5) * (0.5)}$$

$$n = 600$$

En la distribución de las 600 encuestas de la muestra se considera tres aspectos principales:

1. El primer parámetro son las cuatro regiones naturales del Ecuador, ya que cada una tiene una característica climática distinta relacionada directamente con la demanda de energía.
2. El segundo parámetro que se considera es la población en vista de que es un impulsor demográfico importante de la demanda energética.
3. El tercer parámetro que se considera es el salario mínimo mensual relacionado directamente con el nivel socioeconómico de cada individuo concerniente al producto interno bruto per cápita.

Caracterización de agentes

El modelado basado en agentes se singulariza por estar conformado por dos fragmentos principales como se muestra en la ecuación (2): la parte de caracterización espacial y, la otra, la caracterización de inversiones basada en la encuesta (Moya, 2020). Los SIG permiten caracterizar espacialmente en varios escenarios para el modelado basado en agentes. La encuesta permite caracterizar los atributos de inversión en el sector residencial del Ecuador, con base en los impulsores demográficos y socioeconómicos de la demanda de energía. Estos impulsores son la población, el producto interno bruto per cápita y el índice de desarrollo humano.

$$A = \{\text{Caracterización espacial (SIG); Caracterización de inversiones (Encuesta)}\} \quad (2)$$

Parametrización de agentes

La caracterización espacial de los agentes se enfoca en la estratificación espacial del producto interno bruto per cápita (PIBpc), debido a que es considerada como principal impulsor de demanda de energía. El PIBpc se estratifica en cinco regiones espaciales basadas en los niveles

socioeconómicos presentados por el Instituto Nacional de Estadística y Censos ([INEC] 2014). Según el informe del INEC, los niveles socioeconómicos se categorizan en cinco estratos: nivel A, nivel B, nivel C+, estrato C- y el nivel D. El informe contiene un análisis comparativo con los siguientes parámetros: características de las viviendas, bienes, tecnología, hábitos de consumo, educación y economía entre los cinco estratos socioeconómicos INEC (2014).

En su investigación, Heredia (2016) relaciona y estratifica los niveles socioeconómicos con el producto interno bruto per cápita. Esta investigación permite parametrizar y relacionar las regiones espaciales con los parámetros de la encuesta y encontrar el porcentaje de población de cada sector. La población que pertenece a la clase de ingreso Q1 percibe un ingreso mensual per cápita mayor a 3000 \$; la de la clase de ingreso Q2, un rango de ingreso mensual per cápita entre 1000-3000 \$; la de la clase de ingreso Q3, un salario mensual per cápita entre 500-1000 \$; la de la clase de ingreso Q4, un salario mensual per cápita entre 200-500 \$, y, finalmente, la de la clase de ingreso Q5, percibe un salario mensual per cápita menor a 200 \$.

Caracterización espacial de agentes

Los SIG son herramientas de análisis que presentan la contingencia de establecer las conexiones espaciales de los fenómenos de estudio. Una buena parte del análisis geográfico se realiza sobre capas ráster. La metodología para la caracterización espacial de agentes se basa en el método de modelado SIG de arriba hacia abajo. El Ecuador presenta una base de datos global de censos poblacionales emitida por el INEC 2014 y datos del producto interno bruto emitidos por el Banco Central del Ecuador, entre 2010-2020, en resolución anual y una resolución espacial por cantones en formato csv. De igual forma, el Ecuador presenta datos geográficos que delimitan su territorio mediante un modelo vectorial conocido como *shapefile*. Estos dos conjuntos de datos son procesados y convertidos en una sola base de datos geoespacial *shapefile*. Estos datos geoespaciales son procesados y desagregados en recuentos basados en celdas de cuadrícula o píxeles a una resolución espacial de 1 km².

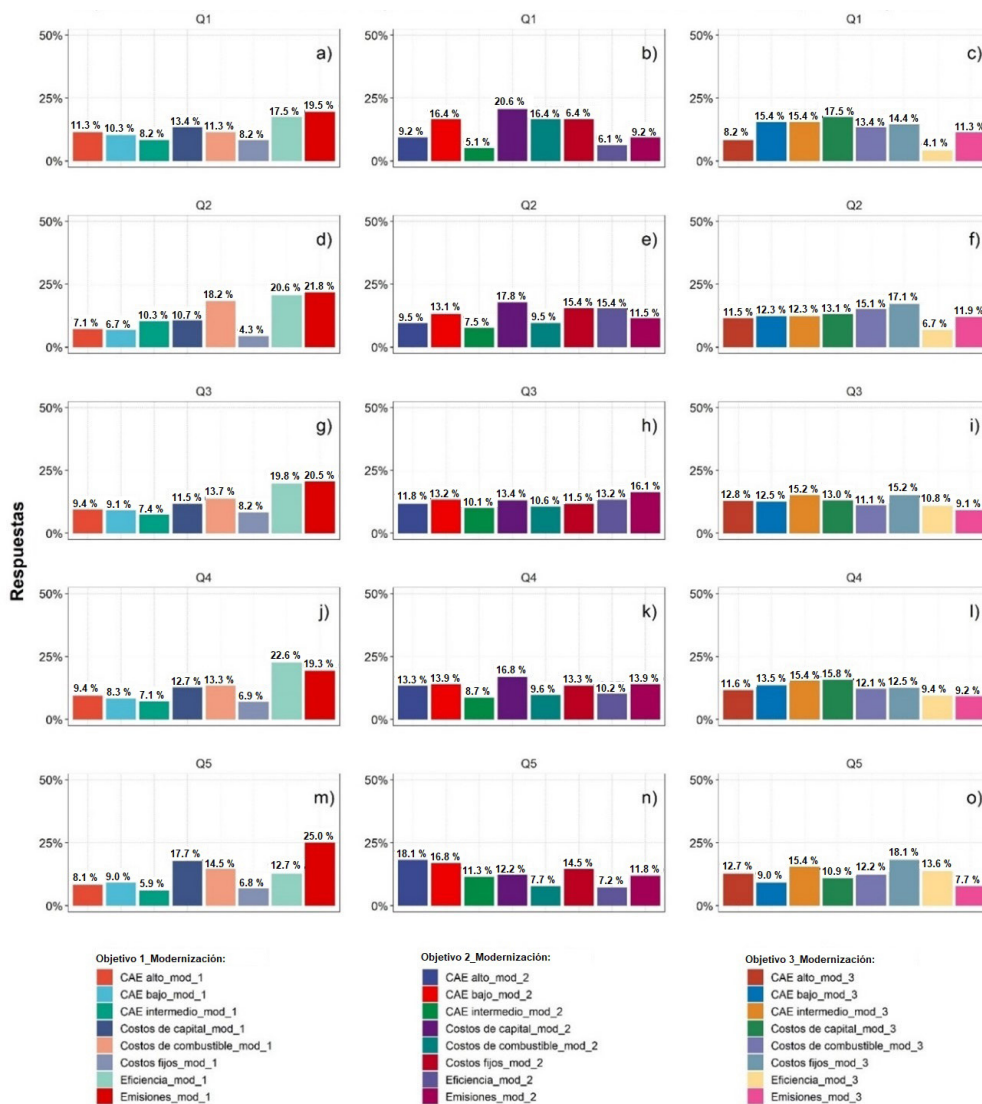
El procesamiento de los datos geoespaciales se enfoca en un modelado que tiene una capa de interconexión. Esta capa utiliza el aprendizaje automático conocido como *random forests*. Stevens et al. (2015) explican que el *random forests* es un método que ayuda a determinar la redistribución disimétrica de datos de conteo poblacional y producto interno bruto geoespaciales. Posteriormente, se realizó una relación entre el rasterizado de la población y el producto interno bruto para calcular el producto interno bruto per cápita (PIBpc). Mediante una reclasificación de ráster, se recategoriza el PIBpc en cinco clases Q1, Q2, Q3, Q4 y Q5 relacionadas a las cinco clases de ingresos que presenta el Ecuador, basado en la estratificación del PIBpc en cinco regiones espaciales, con base en las clases socioeconómicas que constan en el informe del INEC.

Los parámetros caracterizados son clase A, clase B, clase C- y la clase E que en esta investigación se denominarán clases Q1, Q2, Q3, Q4 y Q5, respectivamente. El ráster recategorizado se lo convirtió en un modelo vectorial de extensión *shapefile*. El modelo vectorial *shapefile* de las clases de ingreso permite realizar un corte en el rasterizado de la población para determinar el porcentaje de población de cada clase de agente.

Resultados

En la figura 2 se muestra la distribución porcentual de los objetivos del agente a la hora de modernizar sistemas o tecnologías para calefacción de espacios, ventilación de espacios, calentamiento de agua, iluminación y/o electrodomésticos. En primer lugar, en la figura 2 (a, d, g, j, m) constan los objetivos principales distribuidos para las cinco clases de ingresos. La mayor parte de la población que pertenece a la clase de ingreso Q1, Q2, Q3 y Q5 mencionan que consideran como primer objetivo para tomar una decisión cuando modernizan sus equipos las emisiones (Emisiones_mod_1) con una aceptación mayoritaria del 19.59 %, 21.83 %, 20.53 % y 25 %, respectivamente, con respecto a los demás objetivos. Se puede observar que la mayor parte de la población que pertenece a la clase de ingreso Q4 acoge la eficiencia (Eficiencia_mod_1) como objetivo primordial con una aceptación mayoritaria del 22.63 % con respecto a los demás objetivos.

Figura 2. Objetivos del agente, caracterizado por clases de ingresos, a la hora de modernizar sistemas o tecnologías



En segundo lugar, en la figura 2 (b, e, h, k, n) se presentan los objetivos secundarios distribuidos en cinco clases de ingresos. La mayor parte de la población que pertenece a la clase de ingreso Q1, Q2 y Q4 menciona que considera como primer objetivo los costos de capital (Costos de capital_mod_2) con una aceptación mayoritaria del 20.63 %, 17.86 % y 16.83 %, respectivamente, con respecto a los demás objetivos. La mayor parte de la población que pertenece a la clase de ingreso Q3 acoge a los costos de emisiones (Emisiones_mod_2) como objetivo secundario con una aceptación mayoritaria del 16.18 % con respecto a los demás objetivos. En tanto que la mayor parte de la población que pertenece a la clase de ingreso Q5 acoge al costo anual equivalente alto (CAE alto_mod_2) como objetivo secundario con una aceptación mayoritaria del 18.18 % con respecto a los demás objetivos.

Finalmente, en la figura 2 (c, f, i, l, o) se presenta los objetivos terciarios. La mayor parte de la población que pertenece a la clase de ingreso Q1 menciona que considera como primer objetivo los costos de capital (Costos de capital_mod_3) con una aceptación mayoritaria del 17.53 % con respecto a los demás objetivos. Mientras que la mayor parte de la población que pertenecen a la clase de ingreso Q2 y Q5 prefiere los costos fijos (Costos fijos_mod_3) con una aceptación mayoritaria del 17.06 % y 18.18 %, respectivamente, con respecto a los demás objetivos. En tanto que la mayor parte de la población que pertenece a la clase de ingreso Q3 prefiere al costo anual equivalente intermedio (CAE intermedio_mod_3) con una aceptación mayoritaria del 15.22 % con respecto a los demás objetivos. En cambio, la mayor parte de la población que pertenece a la clase de ingreso Q4 prefiere los costos de capital (Costos de capital_mod_3) con una aceptación mayoritaria del 15.86 % con respecto a los demás objetivos.

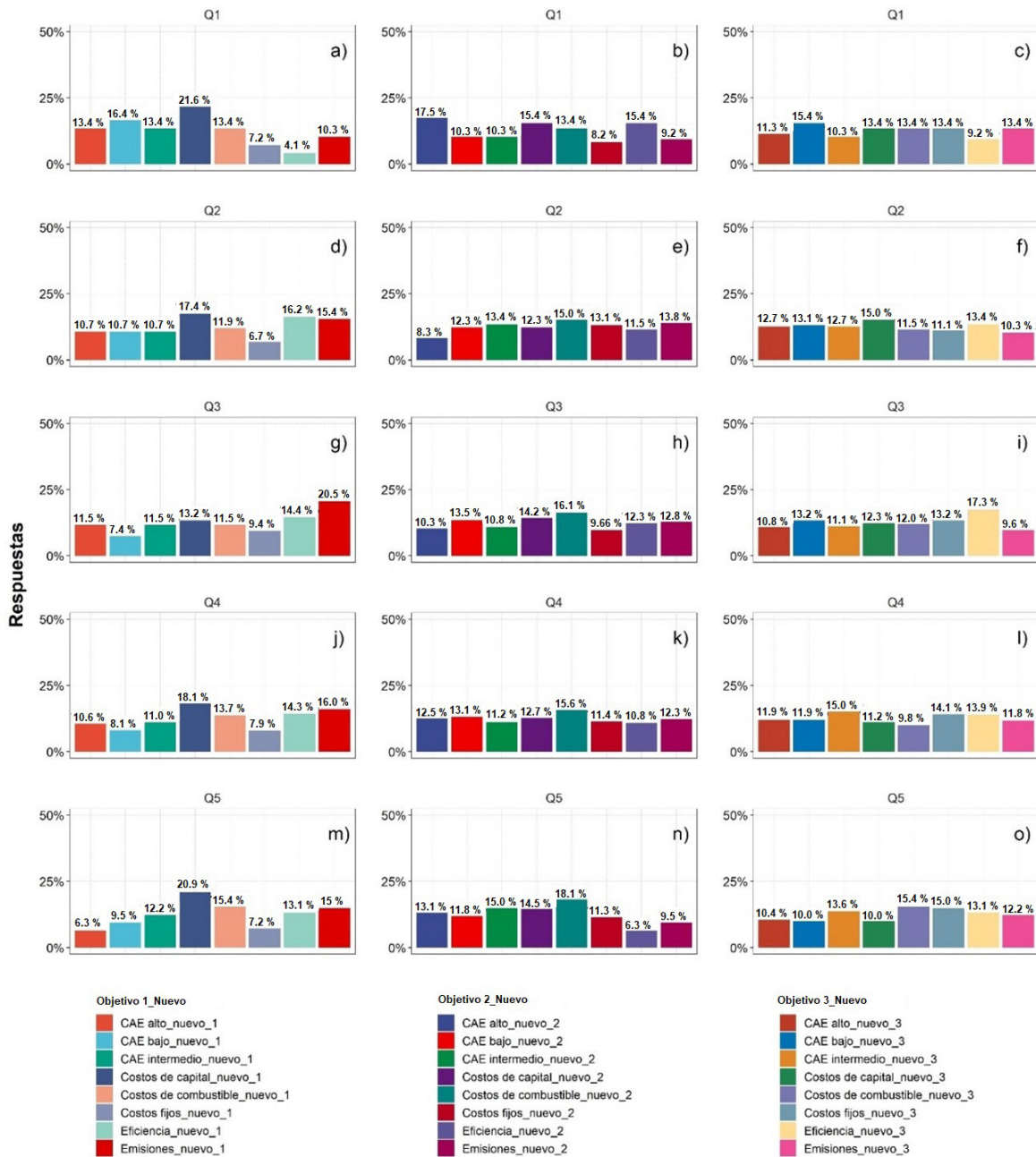
La figura 3 muestra la distribución porcentual de los objetivos del agente a la hora de adquirir nuevos sistemas o tecnologías para calefacción de espacios, ventilación de espacios, calentamiento de agua, iluminación y/o electrodomésticos. En primer lugar, en la figura 3 (a, d, g, j, m) se presentan los objetivos principales distribuidos en cinco clases de ingresos. La mayor parte de la población que pertenece a la clase de ingreso Q1, Q2, Q4 y Q5 menciona que considera como primer objetivo los costos de capital (Costos de capital_nuevo_1) con una aceptación mayoritaria del 21.65 %, 17.46 %, 18.18 % y 20.91 %, respectivamente, con respecto a los demás objetivos. La mayor parte de la población que pertenece a la clase de ingreso Q3 acoge al costo de emisiones (Emisiones_nuevo_1) como objetivo primordial con una aceptación mayoritaria del 20.53 % con respecto a los demás objetivos.

En segundo lugar, en la figura 3 (b, e, h, k, n) se presentan los objetivos secundarios distribuidos en cinco clases de ingresos. La mayor parte de la población que pertenece a la clase de ingreso Q1 menciona que considera como primer objetivo el costo anual equivalente alto (CAE alto_nuevo_2) con una aceptación mayoritaria del 17.53 % con respecto a los demás objetivos. La mayor parte de la población que pertenece a la clase de ingreso Q2, Q3, Q4 y Q5 acoge a los costos de combustible (Costos de combustible_nuevo_2) como objetivo secundario con una aceptación mayoritaria del 15.08 %, 16.18 %, 15.67 % y 18.18 %, respectivamente, respecto a los demás objetivos.

Finalmente, en la figura 3 (c, f, i, l, o) se presentan los objetivos terciarios. La mayor parte de la población que pertenece a la clase de ingreso Q1 menciona que considera como primer objetivo el costo anual equivalente bajo (CAE bajo_nuevo_3) con una aceptación mayoritaria del 15.46 % con respecto a los demás objetivos. La mayor parte de la población que pertenece a la clase de ingreso Q2 prefiere a los costos de capital (Costos de capital_nuevo_3) con una aceptación mayoritaria del 15.08 % con respecto a los demás objetivos. En tanto que la mayor parte de la po-

blación que pertenece a la clase de ingreso Q3 prefiere la eficiencia (Eficiencia_nuevo_3) con una aceptación mayoritaria del 17.39 % respecto a los demás objetivos. En cambio, la mayor parte de la población que pertenece a la clase de ingreso Q4 prefiere el costo anual equivalente intermedio (CAE intermedio_nuevo_3) con una aceptación mayoritaria del 15.09 % respecto a los demás objetivos. La mayor parte de la población que pertenece a la clase de ingreso Q5 prefiere los costos de combustible (Costos de combustible_nuevo_3) con una aceptación mayoritaria del 15.45 % con respecto a los demás objetivos. Los resultados de la encuesta se muestran en el anexo

Figura 3. Objetivos del agente, caracterizado por clases de ingresos, a la hora de adquirir nuevos sistemas o tecnologías



La figura 4 representa la regla de búsqueda que considera un agente al adquirir o modernizar sistemas o tecnologías para calefacción de espacios, ventilación de espacios, calentamiento de agua, iluminación y/o electrodomésticos. La regla de búsqueda permite a los usuarios reducir el espacio de búsqueda de tecnologías a aquellas que un agente puede considerar. En primer lugar, en la figura 4 (a, b, d) se interpreta que la mayor parte de la población de las clases de ingresos Q1, Q2 y Q4 considera todas las tecnologías disponibles en su espacio de búsqueda antes de hacer la inversión, con una aceptación del 32.99 %, 30.95 % y 28.24 %, respectivamente, con respecto a las demás reglas de búsqueda. En segundo lugar, en la figura 4 (c, e) se interpreta que la mayor parte de la población de las clases de ingreso Q3 y Q5 considera tecnologías existentes en su espacio de búsqueda antes de su inversión, con una aceptación mayoritaria del 29.47 % y 29.09 %, respectivamente, con respecto a las demás reglas de búsqueda.

Figura 4. Regla de búsqueda del agente, caracterizado por clases de ingresos, al adquirir o modernizar sistemas o tecnologías

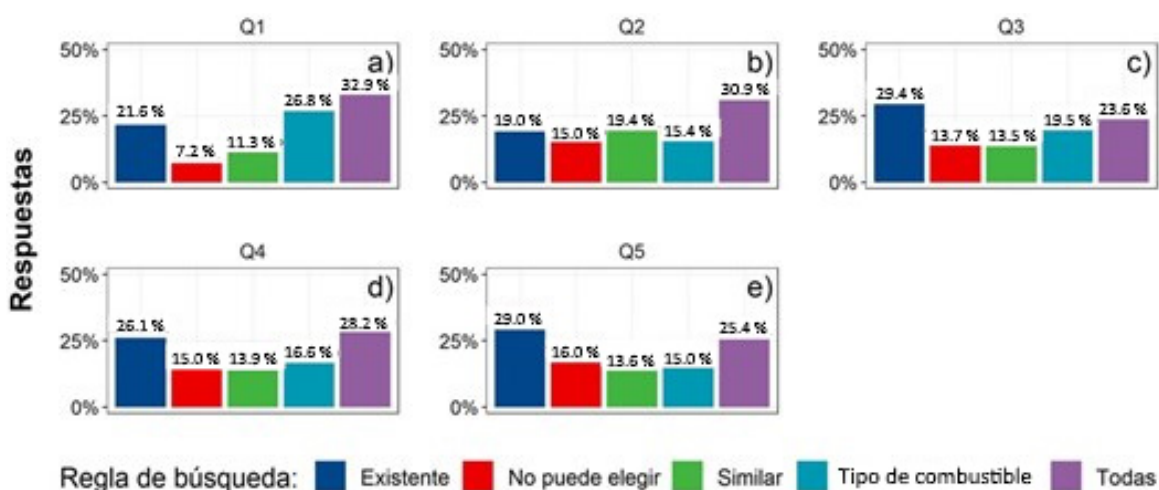
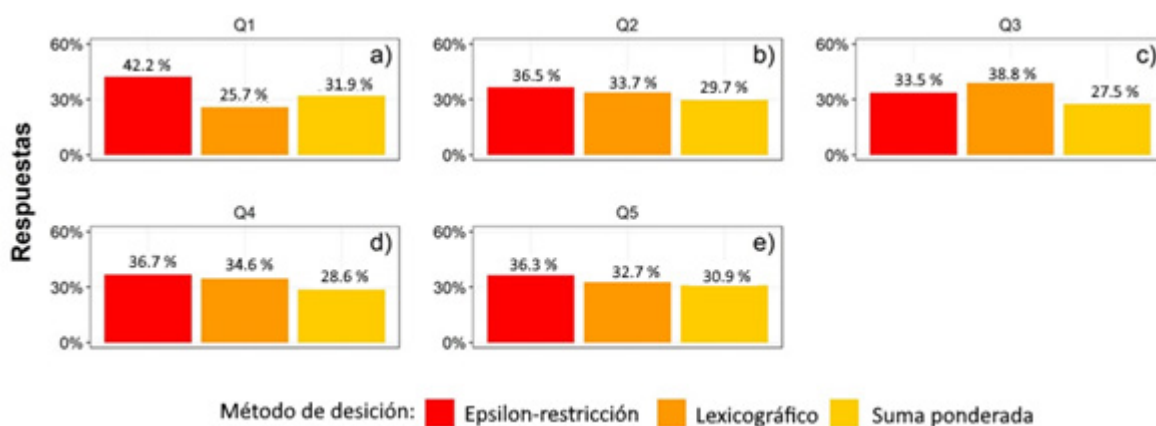


Figura 5. Método de decisión del agente, caracterizado por clases de ingresos, al adquirir o modernizar sistemas o tecnologías



En la figura 5 se representan los métodos de decisión del agente al adquirir o modernizar sistemas o tecnologías para calefacción de espacios, ventilación de espacios, calentamiento de agua, iluminación y/o electrodomésticos. En primer lugar, en la figura 5 (a, b, d, e) se interpreta que la mayor parte de la población de las clases de ingresos Q1, Q2, Q4 y Q5 considera el método del épsilon-restricción antes de su inversión, con una aceptación del 42.27 %, 36.51 %, 36.75 % y 36.36 %, respectivamente, con respecto a los demás métodos de decisión.

La estrategia épsilon-restricción es un método de comparación que garantiza que primero se seleccionan las tecnologías que siguen las restricciones de los objetivos 2 y superiores antes de clasificarlas realmente utilizando el objetivo 1. En segundo lugar, en la figura 5 (c) se puede interpretar que la mayor parte de la población de las clases de ingreso Q3 consideran el método lexicográfico antes de su inversión, con una aceptación del 38.89 % respecto a los demás métodos de decisión.

Tabla 5. Caracterización de agentes

Agente	Objetivo 1	Objetivo 2	Objetivo 3	Regla de búsqueda	Estrategias de decisión	Tipo de tecnología	Presupuesto (MMUS\$/PJ) basado en (Moya, 2020)	Porcentaje de población (%) basado en SIG
Q1	Emisiones	Costos de capital	CAE bajo	Todas	Épsilon-restricción	Mantenimiento	302	1.33
Q2	Emisiones	Costos de capital	Costos fijos	Todas	Épsilon-restricción	Mantenimiento	78	4.74
Q3	Emisiones	CAE bajo	Costos fijos	Existente	Lexicográfico	Mantenimiento	33.8	10.38
Q4	Eficiencia	Costos de capital	CAE intermedio	Todas	Épsilon-restricción	Mantenimiento	18.4	33.03
Q5	Emisiones	CAE alto	Costos fijos	Existente	Épsilon-restricción	Mantenimiento	6.4	50.52
Q1'	Costos de capital	CAE alto	Costo de consumo de combustible	Todas	Épsilon-restricción	Nuevo	302	1.33
Q2'	Costos de capital	Costo de consumo de combustible	Eficiencia	Todas	Épsilon-restricción	Nuevo	78.5	4.74
Q3'	Emisiones	Costo de consumo de combustible	Eficiencia	Existente	Lexicográfico	Nuevo	33.76	10.38
Q4'	Costos de capital	Costo de consumo de combustible	CAE intermedio	Todas	Épsilon-restricción	Nuevo	18.38	33.03
Q5'	Costos de capital	Costo de consumo de combustible	Costos fijos	Existente	Épsilon-restricción	Nuevo	6.4	50.52

La tabla 5 muestra la caracterización de los agentes. Se plantean cinco agentes: los agentes Q1- Q1' se conforman por el 1.33 % de la población total. Estos tienen acceso al presupuesto más alto, y considera todas las tecnologías disponibles incluidas las de mayor innovación. Por una parte, el agente Q1 busca reducir el impacto ambiental mediante la modernización/mantenimiento y el funcionamiento (es decir, uso de combustible/electricidad, cargos mensuales, mantenimiento) del sistema o tecnología con el costo más bajo disponible. Por otra parte, el agente Q1' considera adquirir una tecnología nueva que tenga un costo de tecnología y funcionamiento más bajo y no le importa que el costo de instalación sea alto. Por último, el agente Q1

y Q1', para tomar una decisión de inversión, seleccionan todos los sistemas o equipos similares considerando el mejor en su primer criterio, y luego toman una decisión final entre estos sistemas con base en su segundo y tercer criterio.

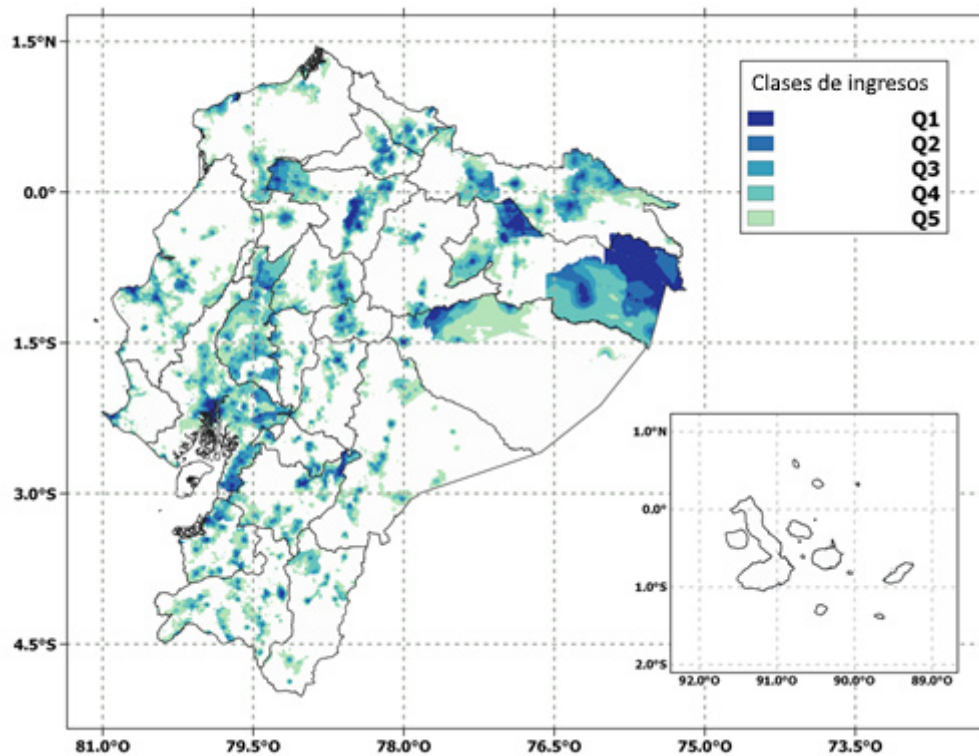
Los agentes Q2 y Q2' conforman el 4.74 % de la población total. Estos disponen de un presupuesto de 78.5 MM\$/PJ y consideran todas las tecnologías disponibles incluidas las de mayor innovación. Por una parte, el agente Q2 busca reducir el impacto ambiental mediante la modernización, considerando sus costos adicionales (es decir, intereses pagados sobre la inversión inicial si se trata de un préstamo, seguro o depreciación) del sistema o tecnología con el costo más bajo disponible. Por otra parte, el agente Q2' considera la adquisición de una tecnología nueva que tenga un costo de tecnología y funcionamiento más bajo, para mejorar la eficiencia de la tecnología que tenía. Por último, los agentes Q2 y Q2' para tomar una decisión de inversión, seleccionan todos los sistemas o equipos similares considerando el mejor en su primer criterio, y luego toman una decisión final entre estos sistemas con base en su segundo y tercer criterio.

Los agentes Q3 y Q3' conforman el 10.38 % de la población total. Estos cuentan con un presupuesto de 33.76 MM\$/PJ, y consideran la inversión de tecnologías que ya han utilizado antes, sea para la modernización o para adquisición nueva. Por una parte, el agente Q3 busca reducir el impacto ambiental mediante el funcionamiento de la modernización del sistema o tecnología con el costo más bajo disponible, considerando sus costos adicionales. Por otra parte, el agente Q3' busca reducir el impacto ambiental mediante el costo de funcionamiento más bajo de la tecnología por adquirir, para mejorar la eficiencia de la tecnología que tenía. Por último, los agente Q3 y Q3', para tomar una decisión de inversión, toman en cuenta todos sus tres criterios por igual al tomar la decisión final.

Los agentes Q4 y Q4' conforman el 33.03 % de la población total y cuentan con un presupuesto de 18.38 MM\$/PJ. Estos agentes consideran la inversión en nuevas opciones de tecnologías para modernización, incluyendo aquellas que no hayan visto funcionar antes y sean más innovadoras. Por una parte, el agente Q4 busca mejorar la eficiencia de su tecnología actual, mediante la modernización, considerando la instalación del sistema o tecnología con un costo intermedio disponible. Por otra parte, el agente Q4' considera adquirir una tecnología nueva que tenga un costo de tecnología y funcionamiento más bajo, y no le importa que el costo de instalación sea alto. Por último, los agentes Q4 y Q4', para tomar una decisión de inversión, seleccionan todos los sistemas o equipos similares considerando el mejor en su primer criterio, y luego toman una decisión final entre estos sistemas con base en su segundo y tercer criterio.

Los agentes Q5 y Q5' conforman la mayor parte de la población con el 50.52 % de la población total y disponen del presupuesto más bajo al 6.4 MM\$/PJ. Estos agentes consideran una inversión de tecnologías que ya han utilizado o visto antes para la modernización o adquisición nueva. Por una parte, el agente Q5 busca reducir el impacto ambiental mediante la modernización del sistema o tecnología con el costo más bajo disponible, considerando sus costos adicionales. Por otra parte, el agente Q5' considera adquirir una tecnología nueva que tenga un costo de tecnología y funcionamiento más bajo, considerando sus costos adicionales. Por último, los agentes Q5 y Q5', para tomar una decisión de inversión, toman en cuenta todos sus tres criterios por igual al tomar la decisión final.

Figura 6. Localización de los agentes de consumo energético en el sector residencial a nivel nacional



En la figura 6 se puede ver la localización espacial de los agentes Q1, Q2, Q3, Q4 y Q5 en el territorio ecuatoriano. Claramente, se aprecia que los agentes de mayores ingresos se encuentran en las ciudades de Guayaquil y Quito, y en la provincia de Orellana donde se concentra la mayor actividad petrolera del país. Se puede observar que los agentes de menores ingresos, Q5, se encuentran distribuidos a lo largo del territorio. Esta localización espacial de los agentes complementa la información obtenida en la encuesta y permite tener un mayor entendimiento de la localización de las acciones políticas respecto al abastecimiento de energía en el sector residencial del Ecuador.

El uso de modelación basada en agentes para el sector energético se está convirtiendo en una herramienta popular. Sin embargo, este tipo de modelación aún se encuentra en desarrollo. Sachs et al. (2019) son quienes, tomando el Reino Unido como caso de estudio, han desarrollado la primera investigación que aborda la modelación basada en agentes para evaluar la transición energética del sector residencial. En comparación con este estudio, la principal limitación de Sachs et al. (2019) es la carencia de una encuesta para obtener datos de fuente primaria, así como el uso de los SIG para ubicar espacialmente a los agentes. Otro estudio que usa modelación basada en agentes para el sector energético es presentado por Moya (2020). Al comparar este estudio con el de Moya (2020), se puede ver que el uso de información primaria es la principal característica para definir los agentes, aunque Moya (2020) aplica su estudio en el sector industrial. En general, este artículo presenta la primera investigación que se realiza en el Ecuador y en América Latina, la cual permite contribuir a un mejor entendimiento de la heterogeneidad de los consumidores del sector energético residencial.

Conclusiones y recomendaciones

En esta investigación se ha utilizado una encuesta nacional y los SIG para caracterizar a los agentes de consumo energético en el sector residencial del Ecuador. La caracterización espacial se basa en los SIG de la ubicación espacial de las clases socioeconómicas e impulsores de demanda de energía, categorías que sirven para la modelación de escenarios futuros de consumo.

Se han identificado cinco agentes basados en la clasificación socioeconómica del INEC, para establecer el porcentaje de población para cada agente que se puede implementar en una simulación. La metodología aplicada ha permitido estimar la ubicación de los agentes de consumo mediante el uso de los SIG. Los resultados permiten caracterizar y parametrizar agentes con base en una serie de atributos que se pueden utilizar cuando se hace una planificación energética, para cuantificar la toma de decisiones respecto a la compra o al mantenimiento de sistemas o equipos energéticos del hogar. En futuras investigaciones se podrán utilizar los resultados para profundizar en la modelación de instrumentos de política energética a lo largo del país considerando la heterogeneidad de los agentes en el sector residencial.

Referencias

- Andersen, J. (2015). *Modelling and optimisation of renewable energy systems*. (Doctoral dissertation, tesis doctoral, Aarhus University, Dinamarca, < http://pure.au.dk/portal/files/86807925/PhD_thesis_Jeanne_Andersen.pdf>[21/3/2016]).
- Aguilera Ontiveros, A., & Posada Calvo, M.. (2017). *Introducción al modelado basado en agentes: Una aproximación desde Netlogo*. El Colegio de San Luis.
- Bazurto, J. J. B., Falcones, V. A. M., Gámez, M. R., & Arvelo, M. G. V. (2019). Geographic information system for Manabí sustainable development. *International Research Journal of Management, IT and Social Sciences*, 6(6), 17–28. <https://doi.org/10.21744/irjmis.v6n6.741>
- Bonabeau, E. (2002). Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 99 [Supplement 3], 7280–7287. <https://doi.org/10.1073/pnas.082080899>
- Brown, D. (2012). *Using a social survey to define preferences for residential locations in an agent-based model*. Brookings. <https://brook.gs/3BhMPBR>
- Brown, D. G., & Robinson, D. T. (1969). Effects of heterogeneity in residential preferences on an agent-based model of urban sprawl. *Ecology and Society Volumen 11 artículo. 46*
- Burg, V., Troitzsch, K. G., Akyol, D., Baier, U., Hellweg, S., & Thees, O. (2021). Farmer's willingness to adopt private and collective biogas facilities: An agent-based modeling approach. *Resources, Conservation and Recycling*, 167, 105400. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2021.105400>
- Cantergiani, C., & Gómez Delgado, M. (2016). Diseño de un modelo basado en agentes para simular el crecimiento urbano en el Corredor del Henares (Comunidad de Madrid). *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, 70(70). <https://doi.org/10.21138/bage.2171>
- Cevallos-Sierra, J., & Ramos-Martin, J. (2018). Spatial assessment of the potential of renewable energy: The case of Ecuador. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 81 (part 1), 1154–1165. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.08.015>
- Cepeda Susatama, K. D., Durango Ruíz, K. A., & Bohórquez Arévalo, L. (2017). Modelación y simulación basada en agentes como alternativa para el estudio de las organizaciones empresariales. *Ingeniería Solidaria*, 13(22), 103–119. <https://doi.org/10.16925/in.v13i22.1838>
- Chappin, É. J. L., Nikolic, I., & Yorke-Smith, N. (2020). Agent-based modelling of the social dynamics of energy end use. In *Energy and Behaviour: Towards a low carbon future* (pp. 321–351). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-818567-4.00029-6>

- Clarke, L., Eom, J., Marten, E. H., Horowitz, R., Kyle, P., Link, R., Mignone, B. K., Mundra, A., & Zhou, Y. (2018). Effects of long-term climate change on global building energy expenditures. *Energy Economics*, 72, 667–677. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2018.01.003>
- Csutora, M., Zsoka, A., & Harangozo, G. (2021). The grounded survey: An integrative mixed method for scrutinizing household energy behavior. *Ecological Economics*, 182, 106907. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2020.106907>
- Daniels, D. (2017, agosto 31). *Overview of the National Energy Modeling System (NEMS)*. Presented at the University of Bergamo/Georgia Tech Environment and Sustainability Workshop. <https://b.gatech.edu/3Jniogl>
- DeAngelis, D. L., & Diaz, S. G. (2019). Decision-making in agent-based modeling: A current review and future prospectus. *Frontiers in Ecology and Evolution*, 6(Jan), 237. <https://doi.org/10.3389/fevo.2018.00237>
- Deller, D. (2018). Energy affordability in the EU: The risks of metric driven policies. *Energy Policy*, 119, 168–182. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2018.03.033>
- E3MLab. (2014). *TREMOVE Transport Model*. <http://www.e3mlab.eu>
- Farmer, J. D., & Foley, D. (2009). The economy needs agent-based modelling. *Nature*, 460(7256), 685–686. <https://doi.org/10.1038/460685a>
- Fragkos, P., Fragkiadakis, K., Paroussos, L., Pierfederici, R., Vishwanathan, S. S., Köberle, A. C., Iyer, G., He, C.-M., & Oshiro, K. (2018). Coupling national and global models to explore policy impacts of NDCs. *Energy Policy*, 118, 462–473. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2018.04.002>
- García-Gusano, D., Suárez-Botero, J., & Dufour, J. (2018). Long-term modelling and assessment of the energy-economy decoupling in Spain. *Energy*, 151, 455–466. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.03.102>
- García-Valdecasas Medina, J. I. (2011). La simulación basada en agentes: Una nueva forma de explorar los fenómenos sociales. *Revista Española de Investigaciones Sociológicas*, 136(136), 91–110. <https://doi.org/10.5477/cis/reis.136.91>
- Gardumi, F., Shivakumar, A., Morrison, R., Taliotis, C., Broad, O., Beltramo, A., Sridharan, V., Howells, M., Hörsch, J., Niet, T., Almulla, Y., Ramos, E., Burandt, T., Balderrama, G. P., Pinto de Moura, G. N., Zepeda, E., & Alfstad, T. (2018). From the development of an open-source energy modelling tool to its application and the creation of communities of practice: The example of OSeMOSYS. *Energy Strategy Reviews*, 20, 209–228. <https://doi.org/10.1016/j.esr.2018.03.005>
- Geng, Y., Zhao, H., Liu, Z., Xue, B., Fujita, T., & Xi, F. (2013). Exploring driving factors of energy-related CO₂ emissions in Chinese provinces: A case of Liaoning. *Energy Policy*, 60, 820–826. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2013.05.054>
- Geog.leeds. (n.d). *Agent Based Modelling: Introduction*. Recuperado en julio 11, 2021, de <http://www.geog.leeds.ac.uk/courses/other/crime/abm/general-modelling/index.html>
- González, R., Treviño, E., Aguirre, O., Jiménez, J., Cantú, I., & Foroughbakhch R. (2004). Rodalización mediante sistemas de información geográfica y sensores remotos. *Investigaciones geográficas*, 53, 39–57. <https://bit.ly/3uZKxX5>
- Guerrero Hoyos, B. G., Vélez Macías, F. D. J., & Morales Quintero, D. E. (2020). Energía eólica y territorio: Sistemas de información geográfica y métodos de decisión multicriterio en La Guajira (Colombia). *Ambiente y Desarrollo*, 23(44). <https://doi.org/10.11144/Javeriana.ayd23-44.eets>
- Hall, L. M. H., & Buckley, A. R. (2016). A review of energy systems models in the UK: Prevalent usage and categorisation. *Applied Energy*, 169, 607–628. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.02.044>
- Harish, V. S. K. V., & Kumar, A. (2016). A review on modeling and simulation of building energy systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 56, 1272–1292. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.040>
- Herbst, A., Toro, F., Reitze, F., & Jochem, E. (2012). Introduction to energy systems modelling. *Swiss Journal of Economics and Statistics*, 148(2), 111–135. <https://doi.org/10.1007/BF03399363>
- Heredia, G. (2016). *Análisis socioeconómico de la implementación de un servicio de microseguros para familia de bajos recursos en la ciudad de Quito a través de las organizaciones de la economía popular y solidaria* [Universidad Internacional del Ecuador]. Repositorio UIDE. <https://bit.ly/3uFZsFz>

- Himeur, Y., Alsalemi, A., Al-Kababji, A., Bensaali, F., Amira, A., Sardianos, C., Dimitrakopoulos, G., & Varlamis, I. (2021). A survey of recommender systems for energy efficiency in buildings: Principles, challenges and prospects. *Information Fusion*, 72, 1–21. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2021.02.002>
- Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2014). *Sistema Nacional de Información*. <https://sni.gob.ec/inicio>
- Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2011). *Encuesta de estratificación del nivel socioeconómico NSE 2011*. <https://bit.ly/3BeZ1mW>
- Intergovernmental Panel on Climate Change. (2014). Climate change 2014 mitigation of climate change. In *Climate change 2014 mitigation of climate change*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CB09781107415416>
- Jalil-Vega, F., García Kerdan, I., & Hawkes, A. D. (2020). Spatially-resolved urban energy systems model to study decarbonisation pathways for energy services in cities. *Applied Energy*, 262, 114445. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.114445>
- Janipella, R., Gupta, V., & Moharir, R. V. (2019). Application of geographic information system in energy utilization. In S. Kumar, R. Kumar & A. Pandey (Eds.), *Current developments in biotechnology and bioengineering: Waste treatment processes for energy generation* (pp. 143–161). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-64083-3.00008-7>
- Karimi, M. J., & Vaez-Zadeh, S. (2021). An agent-based model for electric energy policy assessment. *Electric Power Systems Research*, 192, 106903. <https://doi.org/10.1016/j.epr.2020.106903>
- Larrosa, J. M. (2016). Agentes computacionales y análisis económico. *Revista de Economía Institucional*, 18 (34), 87–113. <https://bit.ly/3BixyAF>
- Liang, S., & Zhang, T. (2011). What is driving CO₂ emissions in a typical manufacturing center of South China? The case of Jiangsu Province. *Energy Policy*, 39(11), 7078–7083. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2011.08.014>
- Lind, A., & Espegren, K. (2017). The use of energy system models for analysing the transition to low-carbon cities: The case of Oslo. *Energy Strategy Reviews*, 15, 44–56. <https://doi.org/10.1016/j.esr.2017.01.001>
- Ma, J., & Cheng, J. C. P. (2016). Estimation of the building energy use intensity in the urban scale by integrating GIS and big data technology. *Applied Energy*, 183, 182–192. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.08.079>
- Martínez-Gordón, R., Morales-España, G., Sijm, J., & Faaij, A. P. C. (2021). A review of the role of spatial resolution in energy systems modelling: Lessons learned and applicability to the North Sea region. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 141, 110857. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.110857>
- Mastrucci, A., Pérez-López, P., Benetto, E., Leopold, U., & Blanc, I. (2017). Global sensitivity analysis as a support for the generation of simplified building stock energy models. *Energy and Buildings*, 149, 368–383. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.05.022>
- Miu, L., & Hawkes, A. D. (2020). Private landlords and energy efficiency: Evidence for policymakers from a large-scale study in the United Kingdom. *Energy Policy*, 142, 111446. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2020.111446>
- Moya, D. (2020). *Global decarbonisation pathways of the residential sector using a Geographical Information Systems approach and Agent-based modelling* [Tesis doctoral no publicada] (Imperial College London).
- Moya, D., Budinis, S., Giarola, S., & Hawkes, A. (2020). Agent-based scenarios comparison for assessing fuel-switching investment in long-term energy transitions of the India's industry sector. *Applied Energy*, 274, 115295. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.115295>
- Muratori, M., Kheshgi, H., Mignone, B., Clarke, L., McJeon, H., & Edmonds, J. (2017). Carbon capture and storage across fuels and sectors in energy system transformation pathways. *International Journal of Greenhouse Gas Control*, 57, 34–41. <https://doi.org/10.1016/j.ijggc.2016.11.026>

- Mutani, G., & Todeschi, V. (2019). An urban energy atlas and engineering model for resilient cities. *International Journal of Heat and Technology*, 37(4), 936–947. <https://doi.org/10.18280/ijht.370402>
- Obama, B. (2017). The irreversible momentum of clean energy. *Science*, 355(6321), 126–129. <https://doi.org/10.1126/science.aam6284>
- Pereda, M., & Zamarreño, J. M. (2015). Modelado basado en agentes: Un enfoque desde la ingeniería de sistemas. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, 12(3), 304–312. <https://doi.org/10.1016/j.riai.2015.02.007>
- Pfenninger, S., Hawkes, A., & Keirstead, J. (2014). Energy systems modeling for twenty-first century energy challenges. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 33, 74–86. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.02.003>
- Rai, V., & Henry, A. D. (2016). Agent-based modelling of consumer energy choices. *Nature Climate Change*, 6, 556–562. <https://doi.org/10.1038/nclimate2967>
- Rode, P., Keim, C., Robazza, G., Viejo, P., & Schofield, J. (2014). Cities and energy: Urban morphology and residential heat-energy demand. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 41(1), 138–162. <https://doi.org/10.1068/b39065>
- Rosas-Flores, J. A., Zenón-Olvera, E., & Gálvez, D. M. (2019). Potential energy saving in urban and rural households of Mexico with solar photovoltaic systems using geographical information system. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 116, 109412. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.109412>
- Sachs, J., Meng, Y., Giarola, S., & Hawkes, A. (2019). An agent-based model for energy investment decisions in the residential sector. *Energy*, 172, 752–768. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.01.161>
- Salim, M. G. (2012). Selection of groundwater sites in Egypt, using geographic information systems, for desalination by solar energy in order to reduce greenhouse gases. *Journal of Advanced Research*, 3(1), 11–19. <https://doi.org/10.1016/j.jare.2011.02.008>
- Smajgl, A., Brown, D. G., Valbuena, D., & Huigen, M. G. A. (2011). Empirical characterisation of agent behaviours in socio-ecological systems. *Environmental Modelling & Software*, 26(7), 837–844. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2011.02.011>
- Sousa, G., Jones, B. M., Mirzaei, P. A., & Robinson, D. (2017). A review and critique of UK housing stock energy models, modelling approaches and data sources. *Energy and Buildings*, 151, 66–80. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.06.043>
- Stevens, F. R., Gaughan, A. E., Linard, C., & Tatem, A. J. (2015). Disaggregating census data for population mapping using random forests with remotely-sensed and ancillary data. *PLOS ONE*, 10(2), e0107042. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0107042>
- Sztubecka, M., Skiba, M., Mrówczyńska, M., & Bazan-Krzywoszańska, A. (2020). An innovative decision support system to improve the energy efficiency of buildings in urban areas. *Remote Sensing*, 12(2), 259. <https://doi.org/10.3390/rs12020259>
- Tian, S., & Chang, S. (2020). An agent-based model of household energy consumption. *Journal of Cleaner Production*, 242, 118378. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118378>
- Trotta, G. (2018). Factors affecting energy-saving behaviours and energy efficiency investments in British households. *Energy Policy*, 114, 529–539. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2017.12.042>
- Uva, M. A., & Campanella, O. (n.d.). *AP-SIG: Un SIG con funciones específicas para Agricultura de Precisión*. Recuperado en octubre 18, 2021, de <https://core.ac.uk/download/pdf/301040323.pdf>
- Vázquez, R. (2017). Uso de sistemas de información geográfica libres para la protección del medio ambiente. Caso de estudio: Manipulación de mapas ráster con datos climáticos [Use of free geographical information systems for the protection of the environment. Case study: Raster map management with climate data]. *Universidad y Sociedad*, 10(2), 158–164. <http://scielo.sld.cu/pdf/rus/v10n2/2218-3620-rus-10-02-158.pdf>
- Wei, J., Huang, K., Yang, S., Li, Y., Hu, T., & Zhang, Y. (2017). Driving forces analysis of energy-related carbon dioxide (CO₂) emissions in Beijing: An input-output structural decomposition analysis. *Journal of Cleaner Production*, 163, 58–68. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.05.086>

Anexos

Resultados de la encuesta

Figura 7. Demanda de energía per cápita en función de ingreso per cápita, caracterizado por las clases de ingresos en las zonas de vivienda

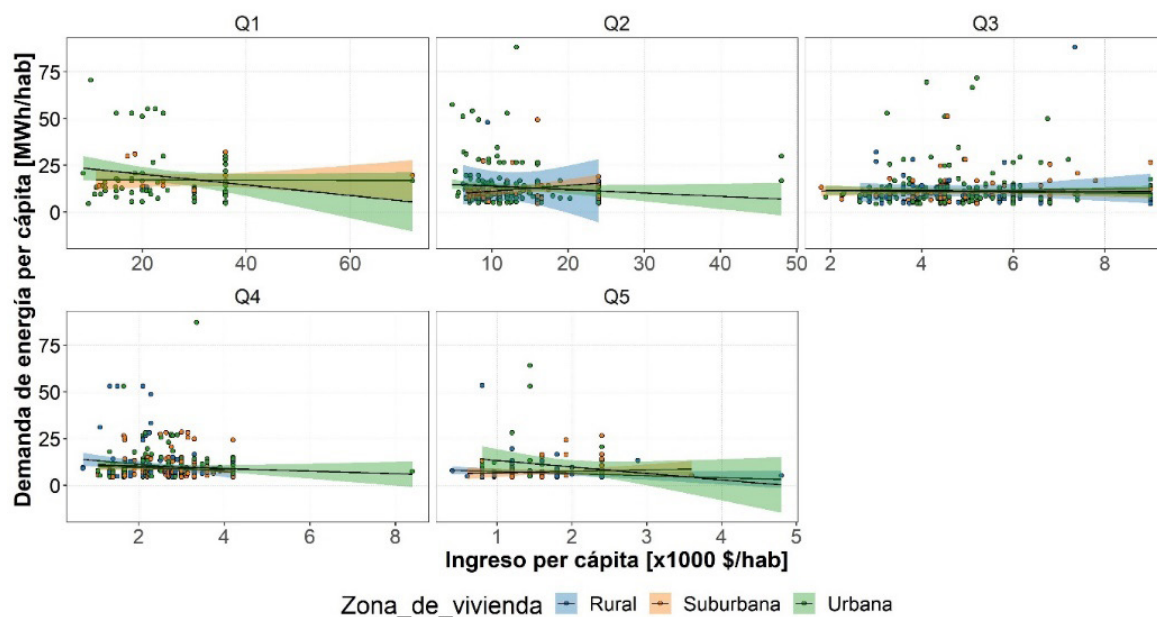


Figura 8. Tipos de vivienda en función de las ocupaciones de ingresos más altos, clasificadas por clases de ingresos

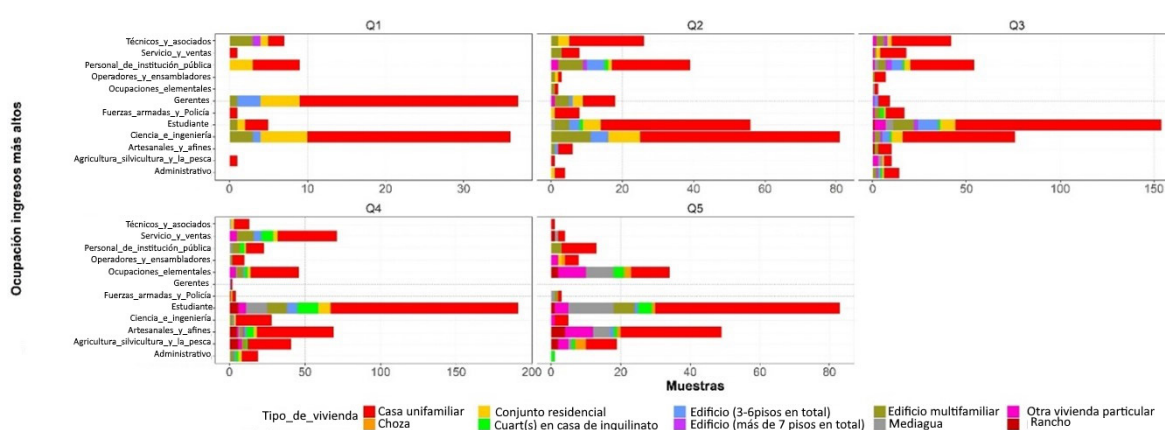


Figura 9. Tipo de vivienda en función del tipo de propiedad, clasificadas por las clases de ingresos

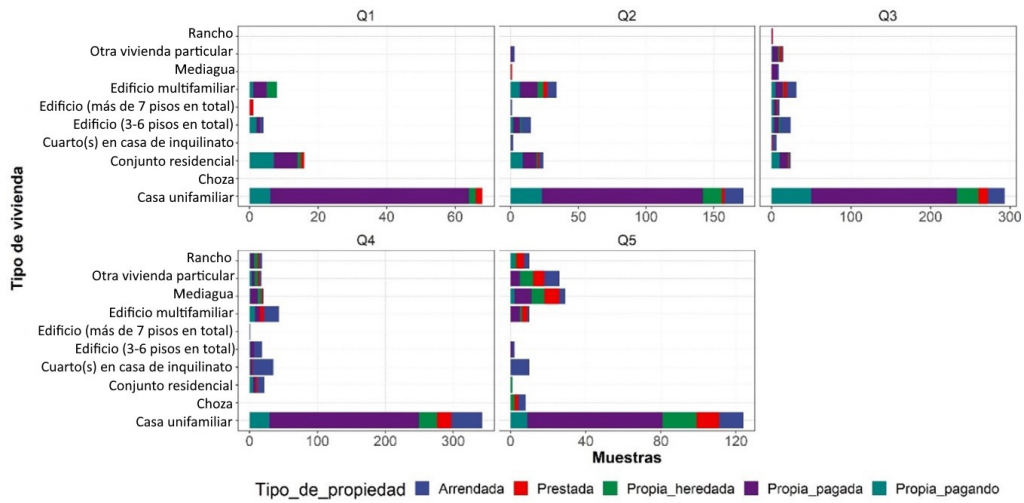


Figura 10. Ingreso familiar per cápita en función de clases de ingresos, caracterizados por el nivel de educación de los integrantes del hogar

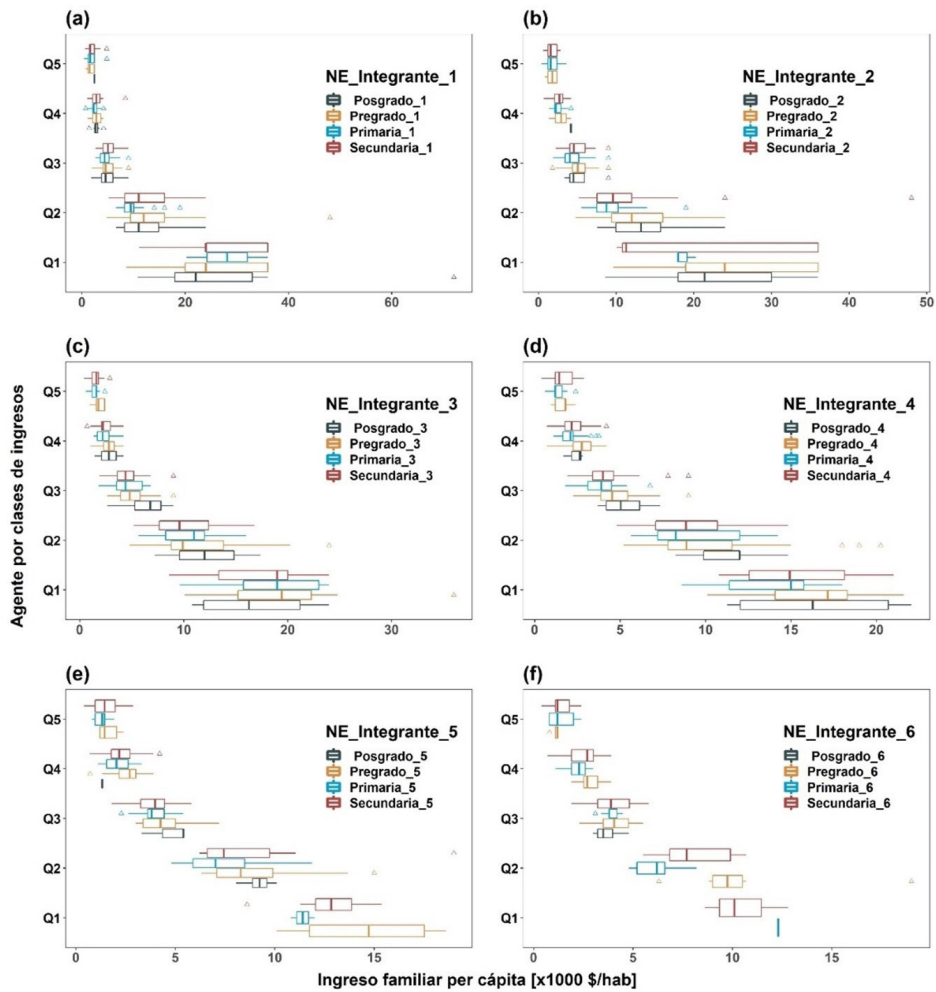


Figura 11. Tecnologías para calefacción de espacios en los hogares en función del ingreso familiar total, clasificadas por las clases de ingresos

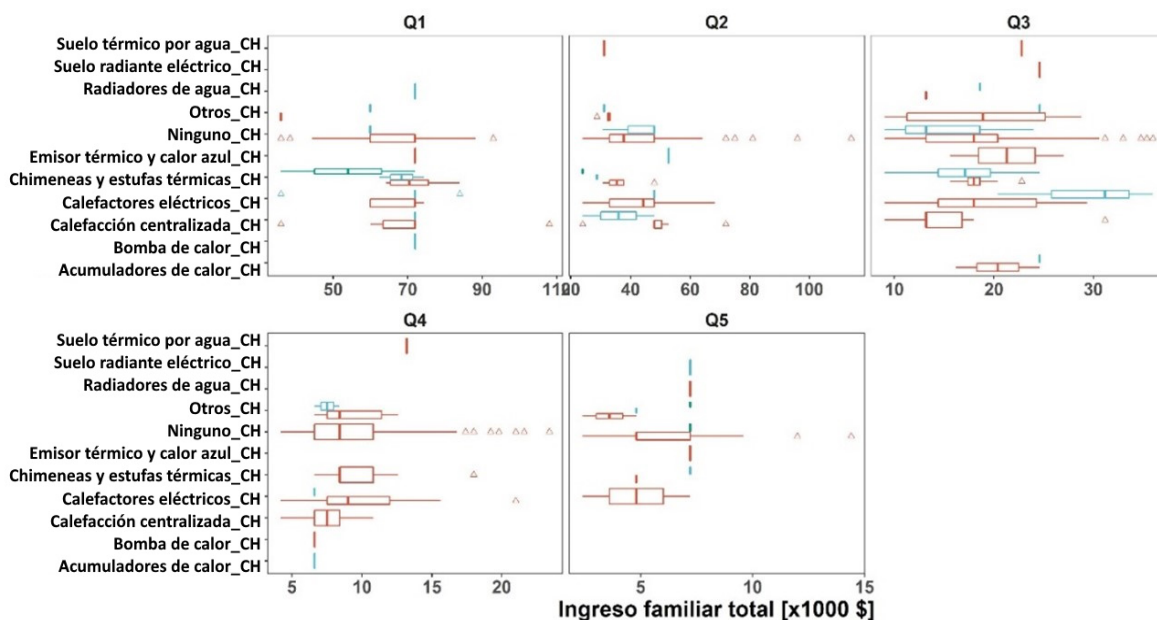


Figura 12. Tecnologías para el calentamiento de agua en los hogares en función del ingreso familiar total, clasificadas por las clases de ingresos

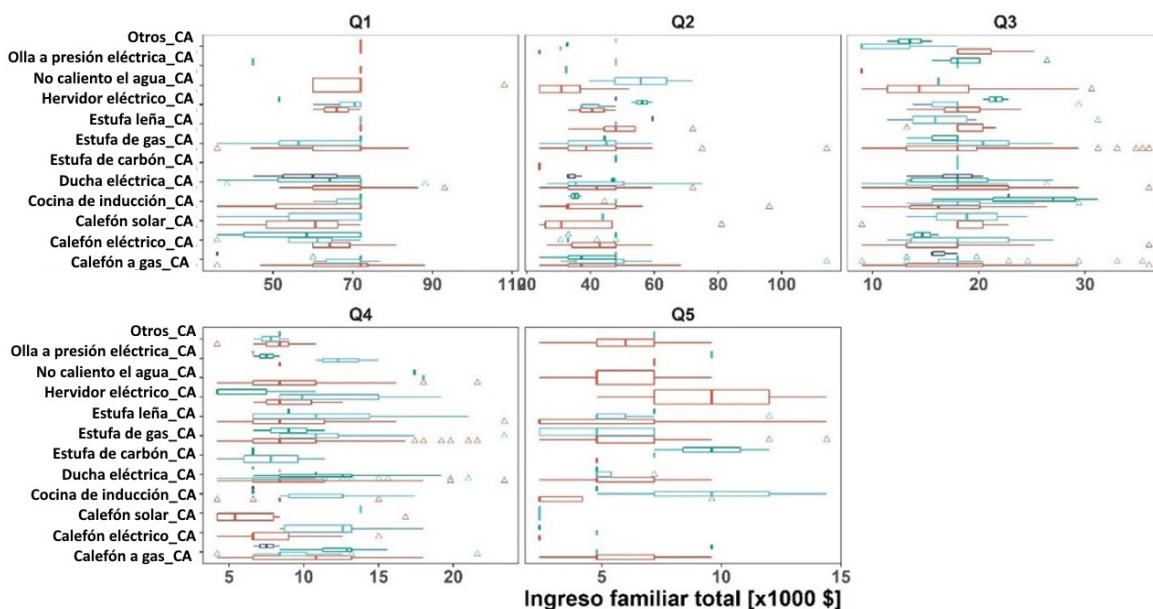


Figura 13. Tecnologías utilizadas para la cocción de alimentos en los hogares en función del ingreso familiar total, clasificadas por las clases de ingresos

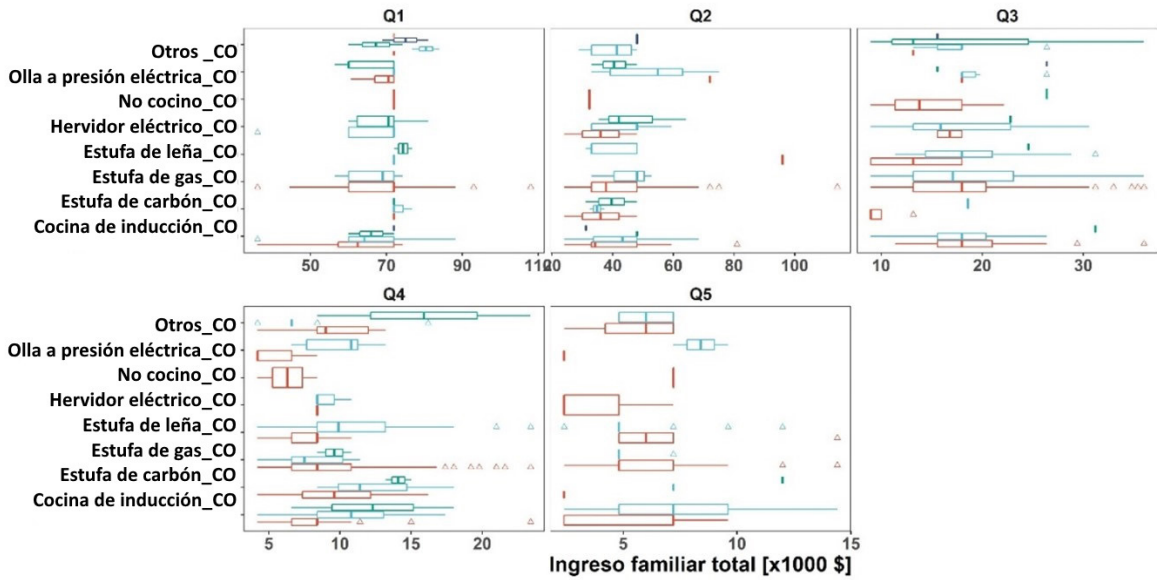
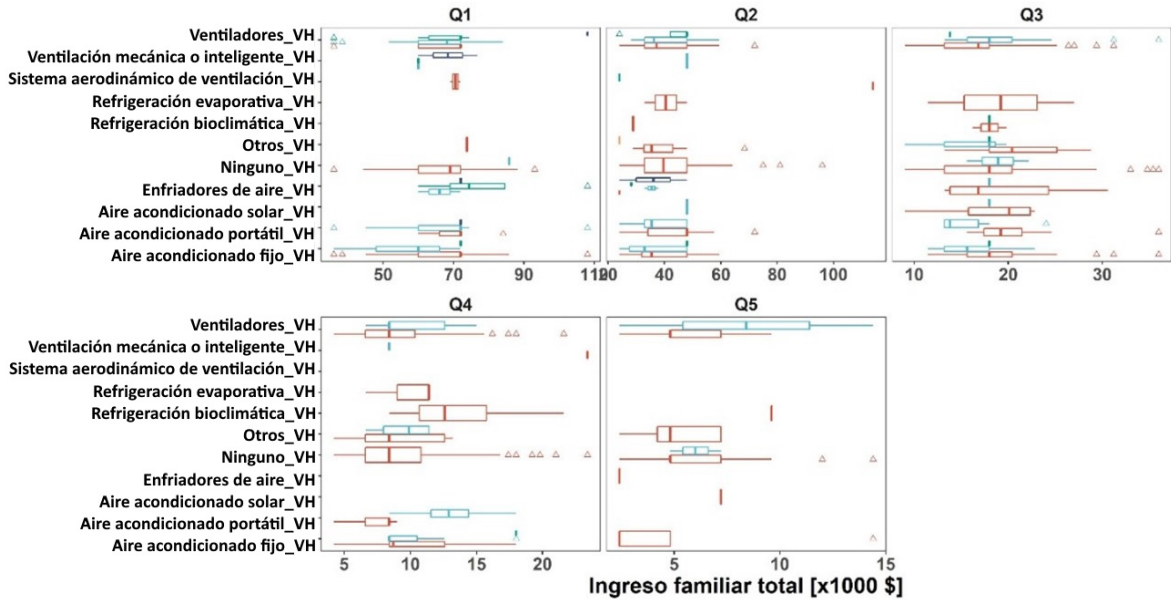
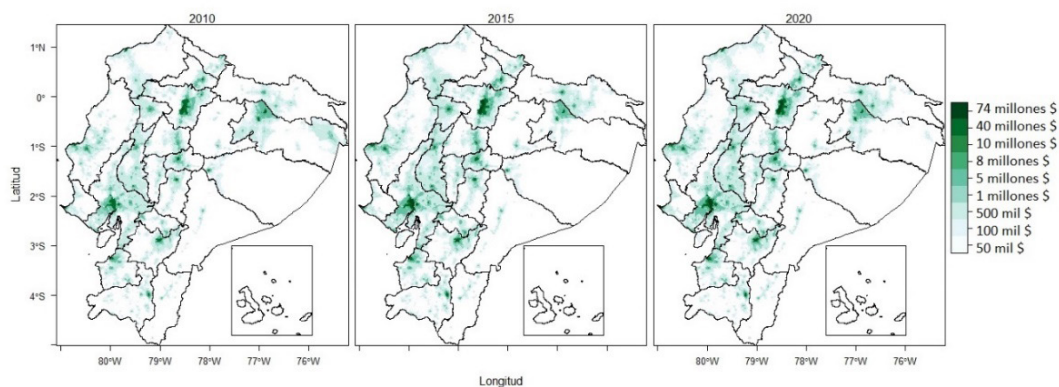


Figura 14. Tecnologías utilizadas para la ventilación de espacios en los hogares en función del ingreso familiar total, clasificadas por las clases de ingresos



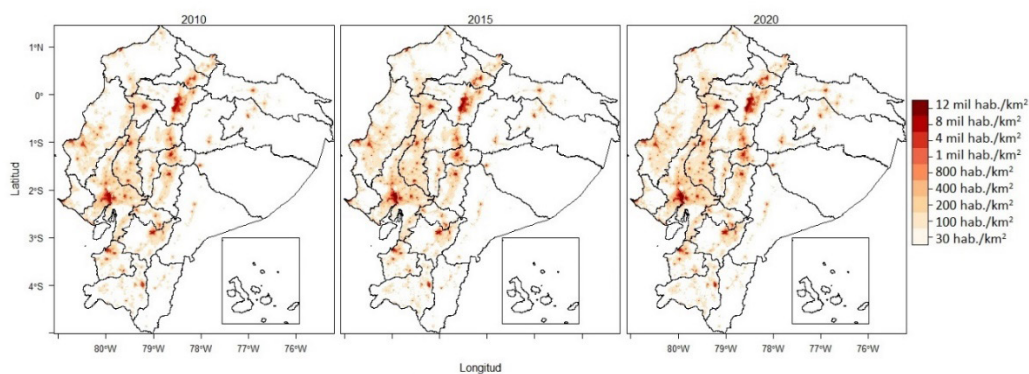
Mapa del PIB

Figura 15. Producto interno bruto por lustro



Mapa de la población

Figura 16. Densidad poblacional por lustro



Mapa del PIB per cápita

Figura 17. Producto interno bruto per cápita

