



UNIVERSITAT POLITÈCNICA
DE CATALUNYA
BARCELONATECH

Programa de Doctorado en Cadena de Suministro y Dirección de
Operaciones

Diseño de sistemas de electrificación autónomos para comunidades rurales considerando incertidumbre en la estimación de la demanda

Tesis doctoral realizada por:

Rosa Elizabeth Galleguillos Pozo

Dirigida por:

Dr. Bruno Domenech Léga ^{1,3}

Dra. Laia Ferrer Martí ^{2,3}

¹Departamento de Organización de Empresas

²Departamento de Ingeniería Mecánica

³Instituto de Organización y Control de Sistemas Industriales

Barcelona, Abril 2023

Agradecimientos

A mi madre Rosa, a mi padre Luis a mi hermana Melissa y a mi hermano Rodrigo por apoyarme en este nuevo proyecto que he emprendido y que ha llegado a su culminación.

Agradezco profundamente a mis directores de tesis, el Doctor Bruno Doménech y la Doctora Laia Ferrer-Martí, por todo el apoyo entregado, por compartir tiempo y conocimientos durante todo el proceso de esta tesis doctoral.

Al Ministerio de Ciencia e Innovación de España, proyecto ENE2015-67253 y RTI2018- 097962-B-I00, y al Centro de Cooperación para el Desarrollo de la Universitat Politècnica de Catalunya (CCD), proyectos CCD15-0026, CCD16-U015, CCD17-U012 y CCD18-U011, por el financiamiento otorgado para la realización de esta tesis.

Resumen

El objetivo de las Naciones Unidas de asegurar el acceso a la energía para todos aún está lejos de completarse, particularmente en zonas rurales de países en desarrollo. Para ampliar el acceso a la electricidad, se están impulsando los sistemas aislados, individuales o microrredes, principalmente basados en fuentes de energía renovables (eólica-solar). Sin embargo, el diseño de estos sistemas es un problema complejo, ya que se deben estudiar multitud de ubicaciones y tamaños para los generadores, así como todas las conexiones posibles entre puntos de demanda. Además, el diseño está sujeto a incertidumbre en la estimación de la demanda para poblaciones previamente sin electricidad, lo que puede tener una influencia muy significativa en el coste de los proyectos.

En este contexto, el objetivo principal de esta tesis doctoral es resolver el problema de diseño de proyectos eólico-solares con microrredes y sistemas individuales, teniendo en cuenta la incertidumbre en la demanda. Para ello, se propone un modelo de programación lineal entera y mixta (PLEM) difuso, que proporciona a los promotores de la electrificación rural en países en desarrollo una herramienta fácil para diseñar proyectos de acceso a la electricidad. En concreto, se comparan distintos enfoques basados en la lógica difusa, identificando el más eficiente para equilibrar el coste del proyecto y la satisfacción de los usuarios con la demanda suministrada.

Más específicamente, tras analizar el problema de la incertidumbre en la demanda, se determina que el modo más adecuado para modelizar esta situación es definir dos escenarios: una demanda esencial, para cubrir las necesidades básicas de los usuarios finales, y una demanda mejorada, por encima de la cual las soluciones serían demasiado caras. Así, se desarrollan cinco enfoques de PLEM difuso, considerando diferentes opciones para equilibrar la satisfacción con respecto al coste, la energía y la potencia. Para determinar el mejor enfoque, primero se desarrolla un modelo básico que facilita la ejecución de experimentos computacionales; y luego un modelo completo que incluye todos los elementos de los sistemas eléctricos. Los experimentos se aplican a casos reales de tres países de América Latina (Ecuador, México y Perú) y los resultados muestran que el mejor enfoque logra un equilibrio adecuado entre el coste y la demanda suministrada, de forma mucho más sencilla a como se haría con los modelos deterministas de la literatura.

Como resultado de esta tesis doctoral, los promotores disponen de una herramienta de ayuda a la toma de decisiones para implementar proyectos en países en desarrollo, que permite obtener soluciones robustas que no dependen de la estimación exacta de la demanda.

Abstract

The United Nations objective to ensure energy access for all is still far from being achieved, particularly in rural areas of developing countries. In order to expand access to electricity, isolated systems, either individual or microgrid, mainly based on renewable energy sources (wind-solar) are being promoted. However, the design these systems is a complex problem, as a variety of locations and sizes of generators have to be considered, as well as all possible connections between demand points. In addition, the design is subject to uncertainties in estimating the demand for previously non-electrified populations, which can have a significant impact on the cost of the projects.

In this context, the main objective of this thesis is to solve the problem of designing wind-solar systems with microgrids and individual supplies, taking into account the uncertainty in demand. To this end, a fuzzy mixed integer linear programming model (MILP) is proposed to provide rural electrification promoters in developing countries with a simple tool to design electricity access projects. In particular, different fuzzy-based approaches are compared to identify the most efficient one to balance the cost of the project and the satisfaction of end users with the demand supplied.

More specifically, after analyzing the problem of uncertainty in demand, it is determined that the most appropriate way to model this situation is to define two scenarios: an essential demand, to meet the basic needs of end users, and an increased demand, above which solutions would be too expensive. Thus, five fuzzy MILP approaches are developed, considering different options to balance the satisfaction regarding the cost, energy and peak power. To determine the best approach, first a basic model is developed to facilitate computational experiments, and then a complete model including all elements of the electrical systems is developed. The experiments are applied to real cases of three Latin American countries (Ecuador, Mexico and Peru) and the results show that the best fuzzy MILP approach achieves an adequate balance between the cost and the demand supplied, in a much simpler way than it would be done with the deterministic models of the literature.

As a result of this thesis, promoters have a decision support tool for implementing projects in developing countries, which allows them to obtain robust solutions that do not depend on the exact estimation of demand.

Índice

Resumen	4
Abstract	5
Índice	6
Índice de figuras	9
Índice de tablas	10
1. Introducción.....	11
1.1. Contexto.....	11
<i>1.1.1. El acceso a la energía en el mundo actual.....</i>	<i>11</i>
<i>1.1.2. Iniciativas tecnológicas para la electrificación en el mundo rural.....</i>	<i>12</i>
1.2. Justificación.....	15
1.3. Objetivos y contribuciones de la tesis doctoral	17
<i>1.3.1. Objetivos</i>	<i>17</i>
<i>1.3.2. Esquema de trabajo.....</i>	<i>18</i>
<i>1.3.3. Contribución de la tesis.....</i>	<i>19</i>
1.4. Contenido de la tesis	21
2. Estado del Arte	23
2.1. Tecnologías para la electrificación rural	23
<i>2.1.1. Fuentes de energía renovables para la generación electricidad</i>	<i>24</i>
<i>2.1.2. Esquemas de distribución y diseño de sistemas de electrificación</i>	<i>27</i>
2.2. Técnicas de optimización para sistemas de electrificación	32
<i>2.2.1. Modelos programación matemática</i>	<i>32</i>
<i>2.2.2. Algoritmos heurísticos y metaheurísticos.....</i>	<i>35</i>
<i>2.2.3. Programarios para el diseño de sistemas electrificación</i>	<i>38</i>
2.3. Modelos de diseño de sistemas de electrificación con incertidumbre	42
<i>2.3.1. Modelos de energía con incertidumbre</i>	<i>43</i>
<i>2.3.2. Modelos de programación matemática con incertidumbre</i>	<i>46</i>
2.4. Resumen y análisis del estado del arte.....	49
3. Modelos matemáticos deterministas.....	53
3.1. Modelo básico.....	53
<i>3.1.1. Consideraciones técnicas</i>	<i>53</i>
<i>3.1.2. Modelo matemático básico.....</i>	<i>54</i>
3.2. Modelo completo.....	57
<i>3.2.1. Consideraciones técnicas</i>	<i>57</i>

3.2.2. <i>Modelo matemático completo</i>	58
4. Modelización de la demanda considerando incertidumbre.....	63
4.1. Incertidumbre en la estimación de la demanda	63
4.2. Influencia de la incertidumbre en el coste de los proyectos	65
4.2.1. <i>Cambios en el modelo matemático completo</i>	65
4.2.2. <i>Variación del coste con modificaciones de demanda</i>	67
4.3. Lógica difusa	68
4.4. Estimación de la demanda mediante lógica difusa	70
4.4.1. <i>Función de pertenencia para la energía</i>	71
4.4.2. <i>Función de pertenencia para la potencia</i>	71
4.4.3. <i>Función de pertenencia para el coste</i>	72
5. Comparación de enfoques difusos de programación matemática	74
5.1. Metodología para el desarrollo de los modelos difusos	74
5.2. Propuesta de enfoques difusos.....	76
5.2.1. <i>Elementos comunes de los enfoques</i>	78
5.2.2. <i>Elementos específicos de cada enfoque</i>	82
5.3. Comparación de enfoques difusos.....	84
5.3.1. <i>Datos para la comparación de enfoques difusos</i>	84
5.3.2. <i>Comparación de los resultados</i>	85
5.4. Aplicación a casos de estudio	88
5.4.1. <i>Datos de los casos de estudio</i>	89
5.4.2. <i>Resultados de los casos de estudio</i>	90
5.4.3. <i>Análisis de resultados de los casos de estudio</i>	91
6. Coste vs demanda en proyectos de acceso a la electricidad.....	93
6.1. Modelos matemáticos completos difusos	93
6.1.1. <i>Modelo difuso de satisfacción mínima</i>	94
6.1.2. <i>Modelo difuso de satisfacción promedio</i>	101
6.2. Casos de estudio	102
6.2.1. <i>Comunidades de Ecuador</i>	102
6.2.2. <i>Comunidades de México</i>	103
6.2.3. <i>Comunidades de Perú</i>	103
6.2.4. <i>Datos de entrada de los modelos</i>	103
6.3. Análisis de los resultados	104
6.3.1. <i>Resultados para los seis estudios de caso</i>	105
6.3.2. <i>Comparación de supuestos</i>	108
7. Conclusiones	111

Referencias..... 114

Índice de figuras

Figura 1.1. Relación entre el IDH y el consumo de electricidad per cápita [AIE, 2019a]	12
Figura 1.2. Esquema de trabajo de la tesis doctoral	19
Figura 2.1: Diagrama de sistema híbrido solar-eólico con almacenamiento en baterías.	27
Figura 2.2: Sistema individual energía renovable.....	27
Figura 2.3: Microrred energía renovable (fuente propia).....	28
Figura 3.1. Esquema de elementos para el modelo básico [adaptado de Ferrer-Martí et al., 2013].....	54
Figura 3.2. Esquema de elementos para el modelo completo [adaptado de Ferrer-Martí et al., 2013]	58
Figura 4.1. Funciones de pertenencia: (i) triangular, (ii) trapezoidal, (iii) gaussiana [adaptado de McBratney & Odeh, 1997]	69
Figura 4.2. Funciones de pertenencia: (iv) <i>left-shoulder</i> y (v) <i>right-shoulder</i> [adaptado de Bobillo & Straccia, 2008].	70
Figura 4.3. Función de pertenencia para la energía.....	71
Figura 4.4. Función de pertenencia para la potencia.....	72
Figura 4.5. Función de pertenencia para el coste	73
Figura 5.1. Diagrama del proceso metodológico de resolución de los modelos difusos	77
Figura 5.2. Resumen de la comparación de las instancias resueltas para cada enfoque	88
Figura 5.3. Comunidades de El Alumbre y Alto Perú (Cajamarca, Perú) [Ferrer-Martí et al., 2011]	89
Figura 6.1. Resultados de los 6 casos de estudio.....	107
Figura 6.2. Comparación de valores de la función objetivo entre los supuestos mínimo y promedio	109

Índice de tablas

Tabla 2.1. Publicaciones consultadas de generación energía con fuentes renovables.....	26
Tabla 2.2. Publicaciones consultadas de esquemas de distribución de sistemas de electrificación.....	31
Tabla 2.3. Publicaciones Consultadas de Modelos de programación Matemáticos.....	35
Tabla 2.4. Publicaciones Consultadas de Algoritmos heurísticos y metaheurísticos.....	38
Tabla 2.5. Resumen ventajas y desventajas herramientas sistemas de electrificación.....	41
Tabla 2.6. Publicaciones Consultadas de diseño sistemas electrificación con incertidumbre.....	46
Tabla 2.7. Publicaciones Consultadas de programación matemática con incertidumbre....	49
Tabla 4.1. Resultados al variar el cumplimiento de la demanda con el modelo completo ...	67
Tabla 5.1. Funciones objetivo de los cinco enfoques de modelización difusa.....	82
Tabla 5.2. Comparación absoluta de resultados para los distintos enfoques y supuestos....	85
Tabla 5.3. Comparación relativa de resultados para los distintos enfoques y supuestos.....	87
Tabla 5.4. Comparación entre las instancias resueltas por cada enfoque.....	90
Tabla 6.1. Datos de entrada para cada comunidad y país.....	104

1. Introducción

Este capítulo se divide en cuatro partes principales. Primero se contextualiza el problema de la falta de acceso a la electricidad por parte de las poblaciones ubicadas en zonas rurales, mayoritariamente, de países en vías de desarrollo (apartado 1.1). Luego se muestra la justificación del desarrollo de la tesis doctoral (apartado 1.2). A continuación, se describen los objetivos de la tesis, el esquema de trabajo para el desarrollo de la misma y las contribuciones principales (apartado 1.3). Finalmente se indica la estructura de este documento (apartado 1.4).

1.1. Contexto

El acceso a la energía eléctrica está directamente relacionado con un incremento del nivel de vida de la población mundial. Esto permite el desarrollo económico y social, los medios de comunicación, la disminución del analfabetismo y el acceso al agua potable de la población.

1.1.1. El acceso a la energía en el mundo actual

La electricidad es una cuestión crítica para la reducción de la pobreza y para proveer servicios sociales básicos como la salud y la educación [Shyu, 2014]. La energía hace posible las inversiones, la innovación y las nuevas industrias, que son los motores de la creación de empleo y del crecimiento de los países. Las Naciones Unidas han definido como el séptimo objetivo para el desarrollo sostenible [Eras-Almeida & Egado-Aguilera 2020; ONU 2015]: "Garantizar el acceso a una energía asequible, confiable, sostenible y moderna para todos". De hecho, el vínculo entre el Índice de Desarrollo Humano (IDH) y el consumo de electricidad se ha demostrado ampliamente [Acheampong et al., 2021]. Para las regiones menos desarrolladas, pequeños aumentos en el consumo de electricidad conducen a grandes aumentos en el IDH, mejorando así la calidad de vida, debido a que aumenta la calidad de la educación, la sanidad y la economía [Acheampong et al., 2021]. En la Figura 1.1 se muestra la relación que hay entre el Índice de Desarrollo Humano (IDH) y el consumo de electricidad per cápita.

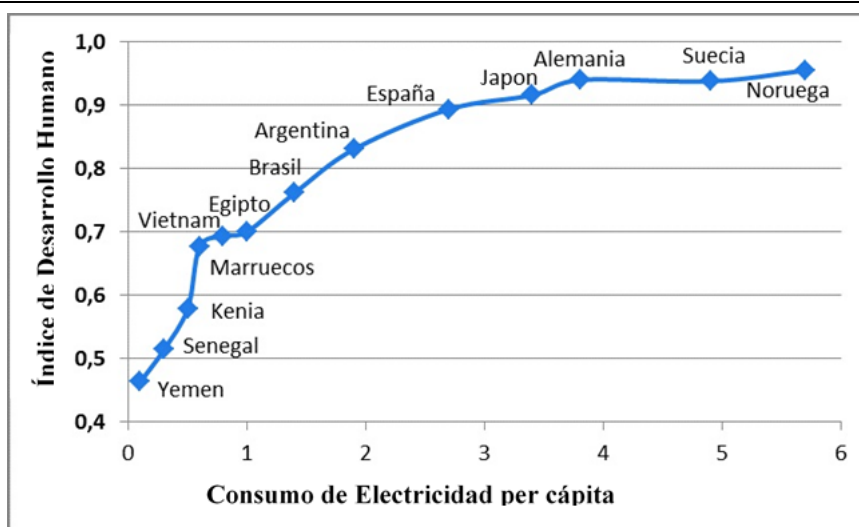


Figura 1.1. Relación entre el IDH y el consumo de electricidad per cápita [AIE, 2019a]

Se considera que cada persona debería tener, al menos, alrededor de 50–100 kWh de electricidad por año en 2030 [AIE 2018]. Sin embargo, la meta de acceso global a los servicios energéticos aún está lejos de cumplirse, particularmente en las zonas rurales de los países en desarrollo. En concreto, 840 millones de personas viven sin acceso a la electricidad [AIE, 2019a], el 87% de ellas (730,8 millones) en zonas rurales y desfavorecidas [AIE, 2019b], principalmente en África, América Latina y el sur de Asia [Eras-Almeida, 2020].

1.1.2. Iniciativas tecnológicas para la electrificación en el mundo rural

Para aumentar el acceso a la electricidad, la estrategia convencional es extender la red eléctrica nacional [Ranaboldo et al., 2014a]. Sin embargo, en algunas áreas rurales, el acceso a la red convencional puede tener importantes limitaciones tecnológicas y económicas debido a la dispersión de la demanda y el bajo consumo de los usuarios finales. En estos casos, una alternativa adecuada para proporcionar acceso a la electricidad son los sistemas autónomos de generación [Müller et al., 2011]. Así, la lentitud para extender la electricidad a través de la red convencional a las zonas rurales en países en desarrollo, ha favorecido que se utilicen sistemas autosuficientes, ya sea de forma individual o con pequeñas microrredes [Madriz-Vargas, et al., 2018]. Este tipo de soluciones pueden aprovechar fuentes locales para satisfacer los requisitos energéticos de la población [Chauhan & Saini, 2014], promoviendo la sostenibilidad de los sistemas y evitando dependencias externas. Además, tienden a ser más baratos que la ampliación de la red eléctrica convencional [Hafez & Bhattacharya, 2012].

Existen diferentes tecnologías para la generación eléctrica más allá de la red convencional, cada una con unas características distintas que las hacen más o menos adecuadas según el contexto. Los generadores autónomos diésel son la tecnología más extendida y se han utilizado en multitud de regiones aisladas alrededor del mundo durante décadas [López-González, 2017]. Sin embargo, tienen algunas desventajas: el transporte de combustible es costoso, el coste del combustible está sujeto a variaciones externas y los equipos requieren de un mantenimiento significativo. Otra desventaja es a nivel ambiental, ya que los combustibles fósiles generan emisiones de gases tales como dióxido de carbono, monóxido de carbono y otros gases, que contribuyen a generar y potenciar el efecto invernadero [Hubble & Ustun, 2018].

Como alternativa, las energías renovables se están utilizando cada vez más de forma generalizada. En particular, algunos autores destacan la importancia de tecnologías renovables para alcanzar los Objetivos de Desarrollo Sostenible. Asimismo, varios países están integrando cada vez más con éxito sistemas descentralizados que utilizan fuentes renovables como la eólica, la solar o la hidroeléctrica [Kuriqi et al., 2020]. En general, de acuerdo con el Global Status Report 2018 [REN21, 2018] la generación con energías renovables en el 2017 aumentó su capacidad total en casi un 9% con respecto al 2016, donde el 55 % de la capacidad instalada corresponde a energía solar fotovoltaica, el 29 % a la eólica y 11 % a la hidroeléctrica, que representan la mayoría de las capacidades de generación de energía renovables.

Las centrales hidroeléctricas tienen un alto rendimiento tecno-económico a pesar de las variaciones pluviales, aunque están sujetos a tener cerca, la existencia de una cascada [Kuriqi et al., 2019]. La pequeña generación de energía hidroeléctrica es amigable con el medio ambiente y es muy útil para generar electricidad en áreas rurales y urbanas. Entre las ventajas se encuentra el bajo coste de la generación de electricidad, las bajas emisiones de GEI (gases de efecto invernadero) y el menor tiempo de recuperación de la energía [Varun et al., 2009]. La pequeña energía hidroeléctrica es una respuesta adecuada a los inconvenientes de los grandes proyectos hidroeléctricos, observándose el aumento de la viabilidad como una fuente de energía rentable para comunidades remotas [Ranjitkar et al., 2006; Kishore et al., 2021]. Así, los pequeños proyectos hidroeléctricos tienen un alto rendimiento tecno-económico, y son una buena alternativa para aumentar el acceso a la electricidad en las áreas remotas y aisladas si existen canales, presas o sitios fluviales [Varun et al., 2012].

Otro tipo de energía es la solar fotovoltaica, que es sostenible y está ampliamente disponible en casi todo el mundo [Zahedi, 2011]. Estos sistemas son reconocidos como una solución confiable y rentable que puede suministrar electricidad en áreas no electrificadas [León et al., 2020], que logran sustituir o modernizar a los generadores convencionales de diésel y que pueden actuar como respaldo de redes nacionales débiles [Bhattacharyya, 2012a]. La aplicación de sistemas fotovoltaicos como fuente de energía renovable en las redes de transmisión y distribución está generalizada [Moshövel et al., 2015]. En los países emergentes hay una creciente demanda de sistemas fotovoltaicos fuera de la red. La reducción de costes, el aumento de proveedores, la integración en programas gubernamentales y la amplia gama de configuraciones de sistemas, es decir, linternas solares, sistemas en el hogar y microrredes [Mandelli et al., 2015], están fomentando la implementación de estos sistemas para proporcionar electricidad en áreas rurales y particularmente en las áreas remotas [Chaurey & Kandpal, 2010; Mandelli et al., 2014; Palit & Chaurey, 2011; Sharif & Mithila, 2013]. Por ejemplo, la viabilidad económica de esta tecnología se ha demostrado en África subsahariana [Okoye & Oranekwu-Okoye, 2018]. Además, los avances en la predicción de la radiación solar hacen que el diseño de proyectos sea robusto en caso de variaciones de recursos [Karasu & Altan, 2019].

La energía eólica en las últimas dos décadas ha sido considerada la fuente de más rápido crecimiento para la energía renovable; pero, aunque es abundante todavía está sub-explotada [Bratcu et al., 2008]. En este sentido, el viento es una de las fuentes de energía más impredecibles de la naturaleza, por lo que es de suma importancia un estudio detallado del patrón climático para un sitio específico de instalación [Mtshali et al., 2011]. De hecho, la combinación de las tecnologías eólica y solar fotovoltaica (FV) es una combinación particularmente interesante, ya que se complementan entre sí y reducen los costes del proyecto al tiempo que aumentan la calidad del suministro [Notton et al., 2011]. Los sistemas híbridos eólico-solares han demostrado ser adecuados para abordar las necesidades de electricidad, por ejemplo, para grupos residenciales [Sima et al., 2017]. Así, los sistemas híbridos de generación de energía solar-eólica pueden mejorar efectivamente el factor de uso del sistema, avanzar en la confiabilidad del suministro y reducir los requisitos de almacenamiento [Belmili et al., 2014]. En general, estos sistemas pueden reducir costes y mejorar la calidad del suministro en comparación con los proyectos de tecnología única [Mehrjerdi, 2020].

Por otro lado, la combinación de suministros individuales y microrredes puede ayudar a las comunidades de dispersión media a lograr un equilibrio adecuado entre favorecer la extensión de

las microrredes, pero dentro de unos límites de costes y caídas de tensión [Hirsch et al., 2018]. Sin embargo, todo el diseño tanto de la generación como del consumo es complejo, ya que se debe estudiar tanto la ubicación como el dimensionado de los generadores, así como las conexiones posibles entre puntos de demanda formando microrredes o sistemas individuales [Domenech et al., 2019]. En la literatura, la combinación de microrredes y sistemas individuales en comunidades de dispersión media ha sido menos estudiada [Rojas-Zerpa & Yusta, 2015]. Por lo tanto, se recomiendan herramientas de soporte a la toma de decisiones para optimizar el diseño de estos sistemas de electrificación [Domenech et al., 2019; Mavromatidis et al., 2018]. En concreto, el uso de modelos de Programación Lineal Entera y Mixta (PLEM) ha demostrado ser adecuado para resolver este tipo de problemas combinatorios complejos [Domenech et al., 2019].

1.2. Justificación

En este apartado se describe la problemática de la incertidumbre en los sistemas de electrificación rural autónomos, lo que permite establecer el argumento central de esta tesis doctoral.

Los recursos energéticos renovables se han convertido en alternativas eficientes para substituir los recursos de combustibles fósiles para suministrar las demandas locales de manera autónoma. Sin embargo, existen algunas limitaciones en su uso, como los altos costes de inversión y la baja seguridad del suministro debido a su naturaleza intermitente e incierta de algunas de las energías renovables [Bahramara et al., 2016]. En los sistemas de electrificación rural con energías renovables se produce incertidumbre en varias etapas del desarrollo de estos, como por ejemplo en la estimación del horizonte de planificación para la expansión de las microrredes, principalmente por la disponibilidad de recursos de generación y demanda; en la disponibilidad de componentes de generación y distribución, y algunos otros factores económicos que incluyen tasas de interés, tasas de inflación y costes de instalación, operación y mantenimiento [Khodayar, 2017].

Para conseguir un dimensionamiento adecuado se debe analizar la generación de energía, que tiene incertidumbre, con demandas de carga desconocidas o inciertas y, al final, proporcionar las condiciones más favorables en términos de fiabilidad y costes [Bhattacharyya, 2012b; Khatib et al., 2013; Rojas-Zerpa & Yusta, 2014]. La estimación de los consumos de energía y potencia debe realizarse adecuadamente como uno de los principales datos de entrada en el proceso de diseño de los sistemas eléctricos fuera de la red. Claramente, tales estimaciones son propensas a un grado significativo de incertidumbre, ya que tienen que representar los consumos esperados de personas

con sus propios hábitos. El pronóstico o las estimaciones realistas de los perfiles de carga sigue siendo uno de los principales desafíos para la optimización del dimensionamiento de los sistemas de generación eléctrica fuera de la red. Este puede ser incluso el elemento más crítico cuando se trata de acciones de electrificación rural [Khatib et al., 2013].

La estimación de la demanda está inevitablemente sujeta a incertidumbre, y especialmente para la población que aún no tiene acceso a la electricidad [Riva et al., 2018; Peters et al., 2019]. Esta población está acostumbrada a un suministro a base de queroseno o pilas, principalmente para iluminación y pequeños aparatos de telecomunicaciones (radio, teléfono móvil, etc.). En cambio, el acceso a la electricidad puede modificar significativamente los hábitos de consumo, alargando las horas productivas, de estudio para adultos/niños, accediendo a nuevos dispositivos (TV, nevera, etc.) o desarrollando productos antes inconcebibles; en consecuencia, aumentando la demanda del suministro. Por todo ello, se deben realizar encuestas y entrevistas para determinar la demanda de la comunidad objetivo, además de reuniones con grupos de población (mujeres, hombres, niños, adultos mayores, etc.) para tener una perspectiva detallada de las expectativas de cada uno. Incluso así, la cuantificación de la demanda es complicada. Además, se añade el hecho que los equipos de generación suelen tener características escalonadas, por lo que pequeñas variaciones en la demanda pueden tener un impacto significativo en la solución obtenida, y especialmente en el coste. Con todo, la estimación de la demanda se vuelve crítica, ya que una subestimación puede dejar insatisfechos a los habitantes, mientras que una sobreestimación puede incrementar innecesariamente los costes del proyecto. Por lo tanto, se advierte que en la literatura existe dificultad para encontrar el desarrollo de métodos que abarquen el proceso de incertidumbre en el dimensionamiento asociado con la demanda de los consumidores de comunidades rurales, así como para analizar el efecto de la incertidumbre del consumo de energía de los usuarios sobre el dimensionamiento óptimo de los sistemas eléctricos fuera de la red en el marco de electrificación rural [Mandelli et al., 2016].

Como se mencionó anteriormente, en la práctica, la forma en que se estiman los requisitos de energía y potencia de los puntos de demanda no es sencilla y está sujeta a incertidumbre. Aun así, en el diseño de los sistemas autónomos para la electrificación rural, la demanda de energía y potencia generalmente se asume como un valor único (determinista) y los resultados, particularmente el coste del proyecto, están sujetos a la calidad de su estimación [Suganthi et al., 2015]. Así, aunque en la literatura se encuentran bastantes artículos de modelado de sistemas de energía, se percibe la dificultad para encontrar estudios de generación de energía y demanda

incierto, minimizando el coste operativo de los sistemas de energía a pequeña escala [Hossain et al., 2021]. Por tanto, es necesaria mayor investigación sobre la planificación de proyectos para comunidades teniendo en cuenta la incertidumbre [Karunathilake et al. 2019], priorizando adaptar las soluciones a las realidades locales [Weinand et al., 2020]. En particular, el desarrollo de modelos PLEM puede proporcionar soluciones óptimas para problemas complejos como el que se trata en esta tesis doctoral [Domenech et al., 2019]. Por ejemplo, Ferrer-Martí et al. [2013] desarrolla un modelo de PLEM que permite diseñar proyectos eólico-solares, combinando microrredes y sistemas individuales, minimizando el coste. Sin embargo, la demanda se considera como un valor determinista, por lo que la calidad de las soluciones queda sujeta a la estimación de dicho valor, lo cual puede no resultar adecuado en el contexto de poblaciones que acceden por primera vez a la electricidad, tal como se ha explicado previamente.

1.3. Objetivos y contribuciones de la tesis doctoral

En este apartado, primero se definen los objetivos de esta tesis (subapartado 1.3.1), luego se describe el esquema de trabajo (subapartado 1.3.2) y finalmente se detallan las contribuciones más importantes de la tesis doctoral (subapartado 1.3.3).

1.3.1. Objetivos

El objetivo principal de esta tesis doctoral es resolver el diseño de proyectos de electrificación con energías eólica-solar y combinación de sistemas individuales y microrredes, teniendo en cuenta la incertidumbre en la demanda de poblaciones que acceden por primera vez al servicio eléctrico. Para ello, se propone desarrollar modelos de PLEM que consideren la incertidumbre que existe cuando se estima la demanda para poblaciones no electrificadas. Así, se analizan diferentes enfoques para introducir la incertidumbre, y se compararan mediante experimentaciones computacionales para identificar el más eficiente; es decir, el que consigue un mejor equilibrio entre el coste del proyecto y el suministro eléctrico a los usuarios finales. Como resultado final, se obtiene un modelo de PLEM difuso que proporciona a los promotores de la electrificación rural en países en desarrollo una manera fácil de diseñar proyectos de acceso a la electricidad en regiones donde la demanda es particularmente compleja de evaluar.

Más concretamente, los objetivos específicos de la tesis doctoral son:

- OE1. Realizar análisis bibliográfico de los modelos aplicados al diseño de sistemas de electrificación para comunidades rurales aisladas, poniendo énfasis en cómo se ha incorporado la incertidumbre en la demanda.
- OE2. Desarrollar diferentes enfoques difusos de modelos de programación lineal entera y mixta, y evaluarlos para identificar el más adecuado; es decir, el que otorgue un mejor equilibrio entre el coste del proyecto y la satisfacción de los usuarios finales, para el diseño de proyectos de electrificación rural.
- OE3. Aplicar el modelo difuso con el enfoque más adecuado para el diseño de sistemas de electrificación en casos reales de varias comunidades rurales de distintos países y contextos.

1.3.2. Esquema de trabajo

En la Figura 1.2 se presenta el esquema del desarrollo de la tesis doctoral. Se empieza realizando un análisis de la problemática de estudio a tratar (capítulo 1), así como una revisión bibliográfica en relación con la incertidumbre que se produce en la electrificación de comunidades rurales aisladas con energías renovables (capítulo 2). En este sentido, al no encontrar herramientas que resuelvan el problema de estudio, se revisan metodologías que incluyan la incertidumbre en problemas más amplios de energía o producción en general. También se estudian modelos de PLEM deterministas para el diseño de sistemas de electrificación aislados (capítulo 3) y se analiza la modelización de la demanda considerando incertidumbre. También se analizó la influencia de las variaciones de demanda en el coste del proyecto (capítulo 4, Contribución 1). Luego, se comparan 5 enfoques difusos de programación matemática estableciendo dos supuestos, el primero relacionado con la búsqueda de satisfacción mínima y el segundo vinculado a la satisfacción promedio, cuyo objetivo es identificar el más adecuado (Capítulo 5, Contribución 2). Finalmente, (Capítulo 6, Contribución 2) se extiende la investigación del capítulo anterior incluyendo la generación eólica, además de otros equipos y características técnicas de los sistemas para hacer las soluciones más realistas y se aplica a casos de estudios de los países Perú, México y Ecuador.

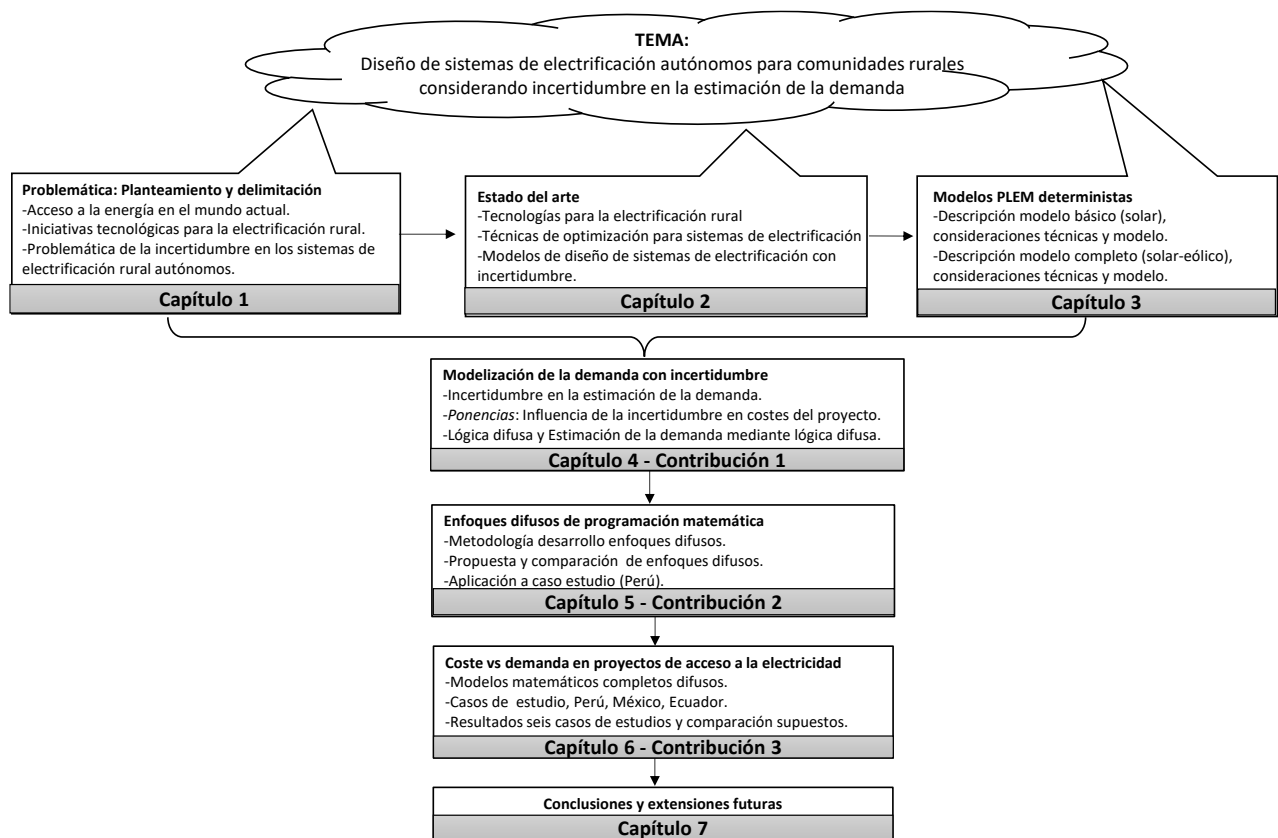


Figura 1.2. Esquema de trabajo de la tesis doctoral

1.3.3. Contribución de la tesis

Los resultados obtenidos en esta tesis han dado origen a contribuciones como ponencias en congresos y artículos en revistas JCR, que se detallan a continuación.

- **Congresos y ponencias**

Galleguillos-Pozo, R.; Ferrer-Martí, L.; Domenech, B.; Pastor, R. Incorporación de la lógica difusa en modelos de electrificación para comunidades rurales. XXII Congreso de Ingeniería de Organización. Girona, España (julio 2018). pp. 125-128.

Este trabajo incorpora la lógica difusa en el diseño de sistemas autónomos de electrificación para comunidades rurales aisladas. En concreto, se desarrolla un modelo de programación lineal entera mixta (PLEM) difuso. Los resultados permiten obtener un equilibrio entre el coste de electrificación y el suministro de energía y potencia, satisfactorio para los usuarios

Galleguillos-Pozo, R.; Ferrer-Martí, L.; Domenech, B.; Pastor, R. PLEM difuso para modelo de electrificación en comunidades rurales. V Encuentro de Investigadores Profesionales y Creadores. II Jornada de Estudios Latinoamericanos. Barcelona, España (junio 2019).

La contribución de esta investigación es aplicar el concepto de optimización que busca modelar de forma difusa las demandas de energía y potencia de comunidades rurales aisladas, para reflejar mejor la realidad del sistema de energía. La herramienta de diseño presentada se basa en un PLEM que incorpora la posibilidad de variar las demandas de los usuarios a cambio de la disminución del coste total del sistema de electrificación. El efecto de esta aplicación muestra la disminución del coste de los modelos con lógica difusa en comparación a los modelos sin lógica difusa. Finalmente, el modelo optimiza tanto el suministro de energía y potencia con un mínimo coste.

- **Artículos en revistas JCR**

Galleguillos-Pozo, R.; Domenech, B.; Ferrer-Martí, L.; Pastor, R. Design of stand-alone electrification systems using fuzzy mathematical programming approaches. Energy 228 (2021) 120639. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.120639>

Para optimizar la inversión en poblaciones no electrificadas previamente, donde la demanda es particularmente compleja de evaluar se propuso el desarrollo de un modelo PLEM difuso (FPLEM), basado en el modelo PLEM propuesto por Ferrer-Martí et al. (2013). Este documento busca desarrollar una herramienta de apoyo para los promotores del diseño de sistemas de electrificación rural basados en energía fotovoltaica, en países en desarrollo, abordando simultáneamente los problemas de tamaño y ubicación, al mismo tiempo incluir la imprecisión en la estimación de la demanda y el coste del proyecto. Este modelo difuso utiliza diferentes consideraciones para incluir la incertidumbre a través de variables de satisfacción en las restricciones de demanda de energía y potencia y, en consecuencia, también en el cálculo de costes. Como resultado, la solución define la ubicación y el tamaño del equipo que se instalará, equilibrando la satisfacción de los usuarios finales con respecto al coste, la energía y la potencia. En concreto, se desarrollaron y compararon cinco PLEM difusos (FPLEM), considerando diferentes supuestos, para diseñar sistemas fotovoltaicos que equilibren el coste del proyecto y la satisfacción de la demanda. Se estudian y comparan varios enfoques en la definición del balance de satisfacciones, aplicándolos en estudios de caso basados en comunidades reales.

Galleguillos-Pozo, R.; Domenech, B.; Ferrer-Martí, L.; Pastor, R. Balancing cost and demand in electricity access projects: case studies in Ecuador, Mexico and Peru. Mathematics 10 (2022) 12:1995. <https://doi.org/10.3390/math10121995>

A partir de la aportación anterior, se extiende la investigación incluyendo energía eólica, reguladores y baterías, así como características eléctricas novedosas detalladas para hacer el modelo FPLEM más eficiente para explorar una gama más amplia de soluciones y obtener opciones de electrificación mejores y más detalladas. Se consideraron y compararon dos supuestos de modelado para el modelo FPLEM: (a) asegurar que el usuario menos satisfecho estuviera lo más satisfecho posible; (b) asegurar que la satisfacción global de todos los usuarios fuera lo más alta posible. Para validar el procedimiento de solución propuesto, se resolvieron seis casos de estudio: seis comunidades reales de tres países de América Latina (es decir, Ecuador, México y Perú). Las características de las regiones estudiadas varían significativamente (es decir, bosque, semiárido y altiplano), lo que puso a prueba el desempeño del modelo en diferentes contextos. Las soluciones obtenidas (con FPLEM) se compararon con las que se habrían obtenido sin considerar la incertidumbre de la demanda (con PLEM). En comparación con PLEM, los resultados de FPLEM lograron un mejor equilibrio entre el coste del proyecto y la satisfacción de los usuarios en términos de energía y potencia máxima suministrada. En cuanto a los enfoques de modelado, maximizando la satisfacción mínima se obtienen globalmente mejores soluciones.

1.4. Contenido de la tesis

En el resto del documento, esta tesis doctoral está organizada de la siguiente manera:

- En el capítulo 2, se presenta el estado del arte. Primero se explican los tipos de tecnologías renovables utilizadas para la electrificación rural. Luego se revisa en la literatura características del diseño de sistemas de electrificación autónomos. A continuación, se analizan artículos que han desarrollado modelos para el diseño de sistemas de electrificación sin considerar la incertidumbre. Por último, se examinan publicaciones científicas de modelos considerando la incertidumbre.
- En el capítulo 3, se desarrollan los dos modelos deterministas de Programación Lineal Entera y Mixta (PLEM), que se utilizan como base para incorporar la incertidumbre en los capítulos posteriores. En concreto, se detalla un modelo básico, con unas consideraciones tecno-

económicas elementales para facilitar la ejecución de experimentos computacionales; y un modelo completo, que incluye todas las consideraciones para un diseño adecuado de sistemas de electrificación rural.

- En el capítulo 4, se describe la complejidad de determinar las necesidades energéticas de una población previamente sin electrificar, y cómo esto influye en que el coste del proyecto también sea incierto. Luego se expone brevemente la teoría de la lógica difusa y se explica cómo introducirla en los modelos deterministas, a través de unas funciones de pertenencia para la energía, la potencia y el coste, y las variables de satisfacción correspondientes.
- En el capítulo 5, se introduce la lógica difusa en el modelo básico determinista. Al hacerlo, se observa que existen distintos enfoques y supuestos para incluirla, en función de la importancia que se le otorgue a cada uno de los elementos estudiados (coste, energía y potencia). Por ello, se propone un experimento computacional para estudiar el mejor enfoque a utilizar en la función objetivo para equilibrar la satisfacción con respecto al coste, la energía y la potencia. Se identifica así que el mejor enfoque es el que compara directamente la satisfacción con el coste, que tiende a soluciones baratas y con poca demanda, frente al promedio de satisfacciones con la energía y la potencia, que tienden a soluciones caras y con mucha demanda. La experimentación se realiza bajo dos supuestos: poner el foco en el punto menos satisfecho de entre toda la comunidad (asumiendo que, si está satisfecho, el resto también lo estará) o poner el foco en la satisfacción de todos los puntos en conjunto.
- En el capítulo 6, se extiende la investigación del capítulo anterior al modelo completo determinista. Así, se introduce la incertidumbre utilizando el mejor de los enfoques identificado previamente y se realiza un experimento computacional para observar las soluciones obtenidas con el nuevo modelo completo difuso, frente a las que se obtendrían con el modelo determinista. Este experimento se replica en distintas comunidades de países diferentes (Ecuador, México y Perú) para probar la validez en varios contextos. Se demuestra que el modelo difuso propuesto permite equilibrar mejor la satisfacción con respecto al coste, la energía y la potencia.
- En el capítulo 7, se destacan las conclusiones principales de este trabajo, así como la propuesta de extensiones futuras para la investigación.

2. Estado del Arte

En este capítulo se expone el estado del arte del diseño de sistemas autónomos de electrificación. Primero se muestran las opciones tecnológicas más utilizadas para la electrificación con sistemas autónomos (apartado 2.1). A continuación, se describen las técnicas y programarios de optimización para sistemas de electrificación que no consideran la incertidumbre (apartado 2.2). Posteriormente, se detallan modelos que sí tienen en cuenta la posible incertidumbre en el diseño de los sistemas (apartado 2.3). Finalmente, se resume y analiza el estado de arte (apartado 2.4).

2.1. Tecnologías para la electrificación rural

La energía derivada de procesos naturales que utilizan fuentes continuamente renovadas se describe como energía renovable por la AIE [AIE, 2017]. Estas fuentes pueden derivarse del sol, del agua fluvial, el viento, las olas y la biomasa [Dincer & Acar, 2015]. Bajo la mayoría de los criterios, los sistemas de electrificación con soluciones de energía alimentadas con energías renovables presentan más ventajas en comparación con las soluciones con energía convencional, principalmente los generadores diésel. De hecho, la electrificación con diésel ofrece peores resultados en cuanto a altas emisiones de CO₂, dependencia del coste y del transporte de combustible, además de los altos costes de operación y mantenimiento en comparación con las energías renovables [Fuso Nerini et al., 2014].

Así, las fuentes de energía más prometedoras son las renovables, ya que pueden reducir e incluso eliminar las emisiones de gases efecto invernadero (GEI) relacionadas con los combustibles fósiles. Estos sistemas de energía denominados limpios pueden abordar los problemas energéticos mundiales sin afectar negativamente al medio ambiente, la economía y los recursos de las generaciones futuras. Las soluciones de energía limpia pueden ayudar a alcanzar una mayor sostenibilidad de los sistemas energéticos [Laghari et al., 2013].

La utilización adecuada y eficiente de las fuentes de energía renovables podría, potencialmente, conducir al desarrollo socioeconómico de las áreas donde se aplica esta tecnología entregando un suministro seguro y sostenible, y reduciendo los impactos negativos en el medio ambiente. En particular, la microgeneración es el término dado a la generación de energía local a pequeña escala, y puede incluir la generación de calor, electricidad o ambas en pequeñas cantidades en comparación con las plantas centralizadas [Juntunen & Hyysalo, 2015]. Además, la

microgeneración desempeña un papel clave en la generación de energía limpia, confiable y apoya los objetivos de reducción de emisiones. La Ley 17/2007 del sector eléctrico de España, define la microgeneración como una planta generadora con una capacidad de menos de 50 kW [Perea et al. 2008].

2.1.1. Fuentes de energía renovables para la generación electricidad

Las fuentes de energía renovable se pueden combinar en sistemas de generación híbridos. Las configuraciones de los sistemas de energía son diversas, como, por ejemplo, sistemas fotovoltaicos-eólicos-diésel, sistemas hidroeléctricos-eólicos-fotovoltaicos, instalaciones de biomasa-eólica-fotovoltaica, instalaciones eólicas-fotovoltaicas, híbridos fotovoltaicos-eólicos-hidrógeno/celdas de combustible sistemas de energía, entre otros [Khare et al., 2016]. Sin embargo, esta tesis se centra en la energía solar fotovoltaica, la eólica y su combinación, puesto que son fuentes disponibles en la práctica totalidad de regiones y se complementan entre sí, siendo adecuadas para sistemas a pequeña escala.

Energía solar

Entre las diferentes tecnologías de generación, se encuentra la energía solar fotovoltaica (FV) que aprovecha la radiación solar, difusa y reflejada del sol, logrando producir electricidad incluso en condiciones de nubosidad, lo que la hace adecuada en muchas regiones del mundo [Ellabban et al., 2014]. Los sistemas de energía fotovoltaica se consideran como una de las soluciones rentables para cumplir con los requisitos de energía de áreas remotas. Los suministros fotovoltaicos individuales han desempeñado un papel clave en el suministro de electricidad a las zonas rurales de los países en desarrollo, dada la dispersión habitual entre los puntos de demanda, como casas, escuelas o centros de salud [Akorede et al., 2010]. Se ha evaluado la viabilidad económica del sistema fotovoltaico para la generación descentralizada de energía, y se ha demostrado su utilidad, por ejemplo, para pequeñas aldeas [Mamaghani, et al., 2016].

Energía eólica

La energía eólica se aprovecha a través de aerogeneradores de diferentes tipos y configuraciones, y es una de las fuentes de energía renovable de más rápido crecimiento. En comparación con la solar, acostumbra a tener más horas de posible generación diarias, al poder generar electricidad también durante la noche. En Europa, en los últimos años, la producción de electricidad con energía eólica está aumentando significativamente [Bhandari et al., 2015]. Los sistemas eólicos son una alternativa viable para la generación de energía eléctrica, pero se debe considerar

variabilidad de la velocidad del viento, que puede ser muy significativa. Así, es importante analizar el efecto de dicha variabilidad sobre la confiabilidad del sistema, y su efecto en el coste de los proyectos [Dufo-López et al., 2011]. Por lo tanto, los sistemas eólicos son una opción de electrificación ventajosa y prometedora, pero solo con un apropiado diseño técnico y modelo de gestión, debido a la complejidad de utilizar únicamente la energía eólica [Ferrer-Martí et al., 2011].

Energía solar-eólica

La combinación de las tecnologías eólica y solar fotovoltaica (FV) ofrecen una de las opciones tecnológicas más adecuadas para la electrificación de áreas remotas, y se utiliza cada vez más. Los sistemas híbridos eólico-FV son particularmente interesantes, ya que generalmente se complementan entre sí y reducen los costes del proyecto al tiempo que aumentan la calidad del suministro [Notton et al., 2011]. Estos sistemas pueden mejorar efectivamente el factor de uso de la energía, avanzar en la confiabilidad del suministro y reducir los requisitos de almacenamiento, debido a la naturaleza complementaria del sol y del viento. Se han realizado investigaciones sustanciales en esta área, demostrando que el sistema híbrido con almacenamiento de energía es tecnológicamente viable para la electrificación rural en zonas remotas [Ma et al., 2014].

La combinación y la proporción de los dos tipos de energía depende, en gran medida, de los recursos disponibles localmente en cada área geográfica. Estos recursos deben evaluarse durante de un período suficientemente largo, típicamente un año de monitoreo de los parámetros básicos (velocidad del viento, radiación solar y temperatura), que son necesarios para dimensionar e implementar dichos sistemas en las áreas respectivas [Belmili et al., 2014]. Además, se utilizan dispositivos de almacenamiento (baterías) para acumular la energía excedente y usarla cuando no hay suficiente recurso para satisfacer la demanda [Bhandari et al., 2015].

En la Tabla 2.1, se resumen las características principales de los artículos aquí revisados.

Tabla 2.1. Publicaciones consultadas de generación energía con fuentes renovables

Referencia	Tipo energía	Ventaja
Akorede et al., 2010	Solar	Los sistemas fotovoltaicos individuales satisfacen las necesidades de energía en áreas remotas y son rentables. Estos sistemas han permitido dar suministro eléctrico en áreas con alta dispersión a puntos de demanda como casas, escuelas o centros de salud.
Ellabban et al., 2014		La energía solar fotovoltaica (FV) utiliza la radiación solar, difusa y reflejada del sol, para generar electricidad inclusive cuando hay nubosidad, siendo la energía más apropiada para distintas zonas del mundo.
Mamaghani, et al., 2016		Se determina la viabilidad económica del sistema FV y se evalúa para la generación descentralizada de energía, demostrándose su utilidad para pequeñas aldeas.
Bhandari et al., 2015	Eólica	La energía eólica se obtiene a partir de aerogeneradores. Es una de las fuentes de energía con mayor crecimiento ya que puede generar energía en días nublados y durante la noche.
Dufo-López et al., 2011		Los sistemas eólicos son una opción factible para la generación de energía, pero se debe tener en cuenta la pérdida de energía en: los procesos de carga-descarga, la temperatura ambiente, la variabilidad y velocidad del viento; y la incertidumbre de la carga sobre la confiabilidad del sistema.
Ferrer-Martí et al., 2011		La generación de electricidad a través de la energía eólica es una opción adecuada y prometedora pero solo si existe un adecuado diseño técnico y modelo de gestión, necesario por la complejidad de utilizar solo la energía eólica.
Bhandari et al., 2015		Los sistemas híbridos usan dispositivos de almacenamiento para acumular la energía excedente y emplearla cuando no hay suficiente potencia para producirla y para satisfacer la demanda.
Belmili et al., 2014	Híbrida Solar-Eólica	Muestra que los sistemas híbridos entregan soluciones más apropiadas para la electrificación de áreas remotas; la combinación y proporción de los dos tipos de energía dependen de los recursos disponibles en cada zona geográfica. Se recomienda que el análisis de estos recursos se debe realizar por un año para dimensionar adecuadamente los equipos a implementar.
Ma et al., 2014		Los sistemas híbridos mejoran el factor de uso de energía del sistema, genera confiabilidad del suministro y reduce los requisitos de almacenamiento, debido a la naturaleza complementaria de la energía solar y la energía eólica. Investigaciones muestran que este sistema híbrido es viable en la electrificación de zonas remotas.
Notton et al., 2011		Se describe que la combinación de energía eólica-solar se usa con mayor frecuencia, ya que se complementan entre sí y reducen los costes del proyecto al tiempo que aumentan la calidad del suministro.

En la Figura 2.1 se muestran los elementos de un sistema híbrido FV-eólico. Se compone de generadores fotovoltaicos, turbinas eólicas (WT), un banco de baterías, inversores (también conocido como convertidor), reguladores y otros dispositivos accesorios y cables de distribución. Los generadores suministran, vía reguladores, al banco de baterías, que almacena en corriente continua [Ma et al., 2014]. Cuando el banco de baterías está completamente cargado, la energía excedente se descarga si no hay más demanda de energía. El banco de baterías libera energía a la carga cuando la salida de energía renovable no está disponible o es insuficiente para suministrar

la carga. El inversor convierte la salida de las baterías en corriente continua a corriente alterna para suministrar directamente a los puntos de demanda.



Figura 2.1: Diagrama de sistema híbrido solar-eólico con almacenamiento en baterías.

2.1.2. Esquemas de distribución y diseño de sistemas de electrificación

En este apartado se describen las características del diseño de los sistemas de electrificación, ya sean individuales o en microrred. También se explica la complejidad de definir la dimensión y ubicación óptima de estos sistemas.

Sistemas individuales

Los sistemas de generación individuales han desempeñado un papel clave en el suministro de acceso a la electricidad y han encontrado una aplicación bastante amplia en áreas remotas aisladas [Ridha et al., 2020]. Los sistemas individuales, que no implican interacción con una red, se pueden definir como la combinación de generadores, baterías, reguladores e inversores (Figura 2.2). La generación de energía renovable puede contener uno o varios generadores de energía (fotovoltaico, eólico, entre otros). El banco de baterías almacena energía cuando la generación excede a la carga y la libera cuando el suministro de los generadores es insuficiente. La demanda de los puntos suele ser en corriente alterna debido a que se utilizan equipos como televisión, iluminación, comunicación, etc. Así, los inversores proporcionan el suministro en corriente alterna [Opiyo, 2019].

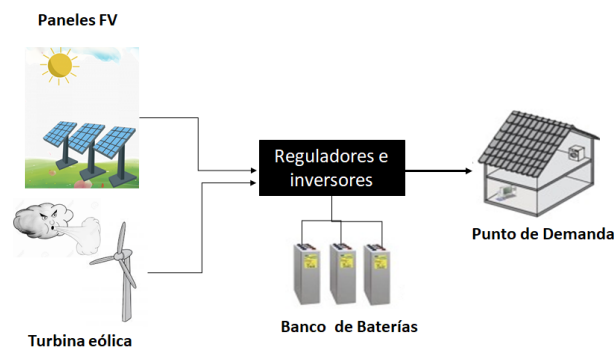


Figura 2.2: Sistema individual energía renovable.

Microrredes

Una microrred descentralizada consiste en un punto de generación a partir del cual se suministra a varios puntos de demanda. Las microrredes pueden proporcionar un método confiable, barato, eficiente y respetuoso con el medio ambiente para el suministro de energía [Jiayi et al., 2008]. Las microrredes de distribución aisladas pueden ahorrar costes a través de economías de escala, al tiempo que mejoran la calidad de la oferta, favorecen la igualdad de consumo entre los usuarios y permiten flexibilidad en caso de aumentos ocasionales de la demanda [Moretti et al., 2019].

Las microrredes son un modelo emergente de suministro de energía que tiene el potencial de aumentar la penetración de las energías renovables y los recursos energéticos distribuidos presentes en el sistema de suministro de energía. Una microrred consta de un conjunto de generadores, como la energía eólica y solar fotovoltaica. Un ejemplo de microrred se muestra en la Figura 2.3. La característica definitoria de una microrred es que puede funcionar de manera autónoma en modo "isleño" donde no hay intercambio de electricidad con la macro red, pudiendo conseguir un área confiable de la red con alta eficiencia y bajas emisiones de gases de efecto invernadero por unidad de energía final consumida [Hawkes & Leach, 2009].

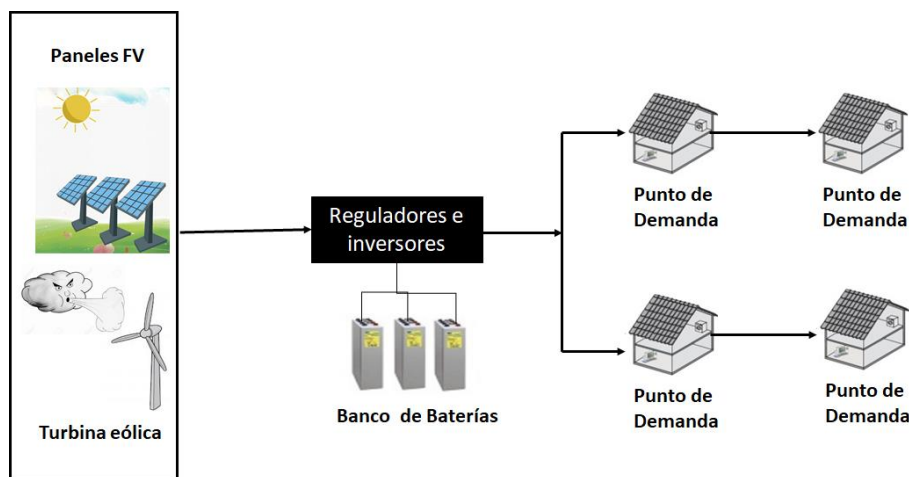


Figura 2.3: Microrred energía renovable (fuente propia)

Combinación de sistemas individuales y microrredes

La combinación de sistemas individuales y microrredes puede lograr beneficios significativos [Domenech et al., 2014; Fathima & Palanisamy, 2015]. Como se ha introducido previamente, las microrredes, pueden ahorrar costes a través de economías de escala, al tiempo que mejoran la calidad de la oferta, favorecen un consumo igual entre los usuarios y permiten la flexibilidad frente a aumentos ocasionales de la demanda [Alzola et al., 2009; Kirubi et al., 2009]. Al mismo tiempo,

la extensión de las redes de distribución a puntos de demanda muy dispersos y alejados puede suponer un incremento de coste muy significativo. Así, los sistemas de electrificación que combinan sistemas individuales y microrredes pueden encontrar el equilibrio necesario [Ferrer-Martí et al 2013]. El crecimiento del uso combinado de sistemas individuales y microrredes ha aumentado rápidamente, consiguiendo un funcionamiento fluido, manteniendo la estabilidad y la confiabilidad [Kumar, et al., 2020].

Diseño de sistemas de electrificación

El diseño y la optimización de los sistemas de energía híbridos es complejo. Varios estudios han utilizado diferentes métodos para diseñar sistemas híbridos óptimos que combinan dos o más fuentes de energía. Por ejemplo, Akikur et al. [2013] estudió, formuló y comparó los costes de la electricidad para cinco perfiles de carga distintos, teniendo en cuenta un dimensionamiento óptimo de los sistemas fotovoltaicos. Mandelli et al. [2016] destaca que cuando se inicia el diseño de proyectos de electrificación rural, se deben abordar los problemas de dimensionamiento y ubicación de los equipos de generación y distribución.

En relación con el dimensionamiento de los equipos, el diseño de microrredes debe considerar la dimensión de los generadores y el sistema de almacenamiento para abastecer los requisitos de electricidad de la población, de acuerdo con los recursos energéticos disponibles y los aspectos técnicos, como la eficiencia de los equipos [Gamarra & Guerrero, 2015]. La selección y proporción adecuada de fuentes de energía requiere un análisis profundo de las fuentes de alimentación eléctrica adecuadas para aplicaciones de microrredes en el área de influencia y considerando los requisitos de demanda para un área en particular. Los equipos de generación y almacenamiento de energía deben dimensionarse de acuerdo con la demanda de carga máxima y los criterios de rentabilidad, ya que un alto porcentaje de la inversión inicial se realiza en la etapa de diseño de la generación. En la literatura, muchos estudios se enfocan en dimensionar una combinación de tecnologías de generación para cubrir la demanda al mínimo coste [Anoune et al., 2018; Lyden et al., 2018; Liu et al., 2018].

En el problema de ubicación de los equipos, se debe considerar la concentración/dispersión de la demanda, la variabilidad de los recursos, y el diseño de líneas de distribución desde los generadores hasta los usuarios finales teniendo en cuenta cuestiones técnicas como las caídas de voltaje y la calidad del suministro. En este proceso no solo se deben considerar los consumidores reales, sino también los usuarios potenciales a medio plazo. Como resultado, las líneas eléctricas deben servir

a las áreas de los clientes y también deben considerar áreas futuras de consumo [Gamarra & Guerrero, 2015].

Así, el dimensionamiento correcto de los componentes es la clave para lograr un sistema que funcione adecuadamente, pero el dimensionamiento interactúa fuertemente con la elección de la configuración de los componentes [Eriksson & Gray, 2017].

A continuación, en la tabla 2.2 se resumen las características principales de los artículos aquí revisados.

Tabla 2.2. Publicaciones consultadas de esquemas de distribución de sistemas de electrificación

Referencia	Tecnología	Características
<i>Opiyo, 2019</i>	Sistemas individuales	Los sistemas individuales, es decir, sistemas de generación de energía que no están conectados a una red, pueden contener uno o varios generadores de energía, también debe tener un banco de baterías y un sistema inversor.
<i>Ridha et al., 2020</i>		Señala que los sistemas individuales, han representado un papel clave en el abastecimiento de energía en áreas aisladas.
<i>Hawkes & Leach, 2009</i>	Microrredes (MG)	Se muestra que las microrredes han permitido el incremento de la inserción de energías renovables en los sistemas de suministro de energía. La característica definitoria de la microrred es que, aunque estén desconectadas de la red nacional, generan confianza, alta eficiencia y bajas emisiones de GEI.
<i>Jiayi et al., 2008</i>		Las microrredes son sistemas descentralizados que funciona de forma cooperativa (un único punto de generación a partir del cual se suministran varios puntos de demanda) que proporciona un método confiable, barato, eficiente y respetuoso con el medio ambiente.
<i>Moretti et al., 2019</i>		Las microrredes aisladas permiten ahorrar costes por economías de escala. Obtienen un menor coste, más confiabilidad del sistema y mayor flexibilidad en el caso de que existiese aumento de demanda.
<i>Alzola et al., 2009</i> <i>Kirubi et al., 2009</i>	Combinación de esquemas y tipos de energías renovables	Las microrredes reducen costes debido a economías de escala y perfeccionan la calidad de la oferta y ayudan al consumo equitativo de los usuarios y se adaptan a las subidas de demanda.
<i>Domenech et al., 2014</i> <i>Fathima & Palanisamy, 2015</i>		La unión de microrredes y sistemas individuales permite obtener resultados satisfactorios para los usuarios en zonas remotas.
<i>Eriksson & Gray, 2017</i>		El dimensionamiento correcto de los componentes es importante para que el sistema funcione correctamente, e interactúa fuertemente con la elección de la configuración de los componentes.
<i>Ferrer-Martí et al 2013</i>		La extensión de las redes de distribución a puntos de demanda muy dispersos y alejados podría incrementar el coste. Por lo tanto, los sistemas de electrificación que combinan sistemas individuales y microrredes pueden encontrar el equilibrio necesario entre el coste y la demanda de energía.
<i>Kumar, et al., 2020</i>		El aumento de la utilización de sistemas individuales y microrredes se debe a que logran la generación sin detenciones, alta estabilidad y confiabilidad en el suministro.
<i>Akikur et al., 2013</i>	Diseño de sistemas de electrificación	El diseño y optimización de los sistemas híbridos es complejo, por lo que se han desarrollado varios estudios, experimentando con distintas metodologías y varias fuentes de energía para facilitar el diseño.
<i>Anoune et al., 2018;</i> <i>Lyden et al., 2018;</i> <i>Liu et al., 2018</i>		Existen varios estudios que se orientan a dimensionar una combinación de tecnologías de generación para cubrir la demanda al mínimo coste. La selección y proporción adecuada de fuentes de energía debe analizarse en detalle considerando los requisitos de demanda para un área específica. Los equipos de generación y almacenamiento de energía deben dimensionarse de acuerdo con la demanda y los criterios de rentabilidad.
<i>Gamarra & Guerrero, 2015</i>		El diseño de microrredes debe considerar la dimensión de los generadores y el sistema de almacenamiento para abastecer los requisitos de electricidad de la población, de acuerdo con los recursos energéticos disponibles y los aspectos técnicos, como la eficiencia de los equipos. Otro factor importante es definir correctamente la ubicación, que dependerá de la concentración/dispersión de la demanda, la variabilidad de los recursos, y el diseño de líneas de distribución desde los generadores hasta los usuarios finales.
<i>Mandelli et al., 2016</i>		Se comparan cinco perfiles de carga para consumidores fuera de la red en áreas rurales de países en desarrollo para el diseño de sistemas de electrificación. Para comenzar el diseño de proyectos de electrificación rural es necesario afrontar la temática del dimensionamiento y ubicación.

2.2. Técnicas de optimización para sistemas de electrificación

La optimización es el acto de obtener el mejor resultado en un conjunto dado de circunstancias y sujeto a restricciones de naturaleza técnica, económica o social, entre otras. Los modelos de optimización, en general, tienen varias soluciones factibles, y el objetivo es identificar la mejor de todas estas soluciones. El resultado de un modelo de optimización debería ser la mejor manera de lograr un objetivo [Eriksson & Gray, 2017]. Desde el punto de vista de un sistema energético, se puede considerar que la optimización busca el mejor resultado de los recursos comprometidos, incluidas las fuentes de energía y las finanzas. El resultado principal de un proceso de optimización RES (sistema de energía renovable) es determinar los equipos de generación y distribución, especificando el dimensionamiento de cada componente.

Existen numerosos enfoques, modelos y algoritmos para optimizar los sistemas de energía renovable [Al Busaidi et al., 2016; Chauhan & Saini, 2014; Evins, 2013; Zhou et al., 2016]. En la bibliografía se encuentran diversas técnicas, herramientas, heurísticas, softwares y modelos que son aplicados en la electrificación rural. A continuación, se ofrece una revisión de herramientas aplicadas a sistemas descentralizados: modelos de programación matemática que buscan la resolución exacta y la solución óptima (apartado 2.2.1), algoritmos heurísticos y metaheurísticos que buscan buenas soluciones en un tiempo de cálculo reducido (2.2.2) y softwares de diseño de sistemas basados en algoritmos heurísticos que buscan facilitar la interacción con los usuarios (apartado 2.2.3).

2.2.1. Modelos programación matemática

Los modelos de programación lineal entera mixta (PLEM) permiten alcanzar soluciones rápidamente [Vitoriano et al., 2011]. Los PLEM permiten representar todas las alternativas posibles del sistema de energía, que luego se exploran para identificar la/s solución/es óptima/s. Esta técnica ha sido ampliamente utilizada para dimensionar y optimizar sistemas renovables. Por ejemplo, se ha empleado PLEM para obtener una configuración óptima para una combinación de generador de energía solar-eólico-batería-diésel para sistemas reales fuera de la red en India y Colombia, que muestran la idoneidad de la combinación de solar-batería y generador diésel [Huneke et al., 2012]. También se ha empleado para evaluar los sistemas híbridos de eólico-FV, generando una solución adecuada para responder a las cargas locales y a la planificación óptima de un sistema [Sima et al., 2021]. Se utilizó esta metodología para dimensionar y simular

un sistema híbrido de energía fotovoltaica-viento-batería con un coste mínimo y alta confiabilidad [Nogueira et al., 2014]. Se formuló un nuevo modelo de optimización basado en programación lineal para sistemas de energía híbridos, cuyo objetivo es reducir la electricidad subcontratada, así como disminuir la capacidad de almacenamiento de los servicios subcontratados [Lee et al., 2014].

En particular hay modelos PLEM que han abordado el diseño de sistemas de electrificación aislados considerando la combinación de microrredes y puntos individuales. Ferrer-Martí et al. [2013] determina la ubicación, el dimensionamiento de los generadores y el diseño de las microrredes para la minimización del coste de inversión inicial, teniendo en cuenta la demanda de los puntos de demanda y el potencial eólico/solar. El modelo se validó aplicándolo a un caso real en el altiplano norte de Perú. Los resultados muestran que las microrredes se pueden utilizar a pesar de la dispersión del pueblo, y consiguen soluciones que permiten reducir los costes de inversión. Otros estudios han considerado más opciones energéticas, por ejemplo, incorporando la energía hidráulica y considerando puntos individuales y/o microrredes. Domenech et al., [2014] buscaba electrificar comunidades rurales aisladas usando tecnología adecuada en cada área de acuerdo con una evaluación de los recursos y los requisitos socioeconómicos de la población. Las cuatro tecnologías fueron: microrredes eólicas en las tierras altas, una microrred hidroeléctrica, una microrred fotovoltaica en un grupo de puntos protegidos del viento y sistemas fotovoltaicos individuales dispersos para puntos con bajo potencial de viento. Este caso se aplicó a la comunidad de Alto Perú (en la región de Cajamarca, Perú), logrando llevar electricidad a 58 hogares, un centro de salud, una escuela, una iglesia, dos restaurantes y dos tiendas.

Para considerar la gestión del sistema y la seguridad del suministro, se desarrolló un PLEM para optimizar el diseño de proyectos eólico-fotovoltaicos que combinan microrredes y sistemas individuales e incluyendo restricciones que representaban nuevas consideraciones sociales [Domenech et al., 2015a]. El objetivo fue minimizar el coste y al mismo tiempo cumplir las limitaciones técnicas, la gestión y la seguridad del suministro. Finalmente se validó en la comunidad real de Alto Perú (Perú), demostrando que los aspectos sociales estudiados permiten obtener soluciones de electrificación con algunos beneficios que compensan fuertemente los ligeros aumentos de coste obtenido. A partir de este trabajo, se desarrolló una metodología para optimizar el diseño de dichos sistemas, combinando las tecnologías de generación eólica y solar, así como las microrredes y los sistemas individuales como esquema de distribución, incluyendo consideraciones económicas, técnicas y sociales [Domenech, 2015b]. La metodología de diseño se divide en tres etapas. Primero, se reúnen las características de la comunidad objetivo. En

segundo lugar, el proceso de diseño se realiza en tres niveles de decisión, en cada nivel se generan varias alternativas de electrificación y seleccionando la más apropiada. En tercer lugar, el coste de la solución final se mejora, manteniendo las decisiones tomadas previamente. La metodología se aplicó a dos comunidades para mostrar su idoneidad para ayudar a los promotores de electrificación rural a diseñar proyectos socialmente adaptados y sostenibles.

Para considerar el diseño de sistemas a escala regional, se desarrolló un modelo de optimización considerando la distribución a media y baja tensión [Domenech et al., 2018]. Se proponen dos modelos: primero, se desarrolla un modelo matemático a escala local para diseñar una microrred para cada pueblo; y luego, se propone un modelo de escala regional para diseñar una microrred que conecte a las aldeas. Ambos minimizan los costes del ciclo de vida y optimizan la calidad del suministro, al mismo tiempo que consideran los requisitos de electricidad de los usuarios finales, la solución óptima para la ubicación del equipo y la estructura de la microrred. Se validó el procedimiento a dos escalas en cinco aldeas pequeñas en La Rioja (norte de España) [Domenech et al., 2018].

En la Tabla 2.3 se encuentra un resumen de las publicaciones antes mencionadas.

Tabla 2.3. Publicaciones Consultadas de Modelos de programación Matemáticos

Referencia	Tipo Modelo Matemático	Característica
<i>Domenech et al., 2014</i>	PLEM sistema eólico/solar/hidroeléctrica	Electrificación de comunidades rurales aisladas aplicando cuatro tecnologías: microrredes eólicas, una microrred hidroeléctrica, una microrred solar y sistemas fotovoltaicos individuales de puntos demanda separados. Este sistema se aplicó a una comunidad de Perú.
<i>Domenech et al., 2015^a</i>	PLEM sistema eólico/solar priorizando la seguridad del suministro	PLEM para optimizar el diseño de proyectos eólico-fotovoltaicos que combinan microrredes y sistemas individuales e incluyendo restricciones que representaban estas nuevas consideraciones. El objetivo fue minimizar el coste y al mismo tiempo cumplir las limitaciones técnicas, la gestión y la seguridad del suministro.
<i>Domenech et al., 2015b</i>	PLEM sistema eólico/solar integrado en metodología multicriterio	Se desarrolló una metodología para optimizar el diseño de dichos sistemas, combinando las tecnologías de generación eólica y solar, así como las microrredes y los sistemas individuales como esquema de distribución, incluyendo consideraciones económicas, técnicas y sociales.
<i>Domenech et al., 2018</i>	PLEM sistema eólico/solar propuesto a escala local y regional.	Se desarrolló un modelo de optimización considerando la distribución a media y baja tensión. Se proponen dos modelos primero para diseñar una microrred para pueblos (escala local) y el segundo a escala regional (microrred que conecte a las aldeas). En los dos casos se minimizan los costes del ciclo de vida y se maximiza la calidad del suministro.
<i>Ferrer-Martí et al., 2013</i>	PLEM sistema eólico/solar con microrred	Sistema híbrido aplicado a un caso real del altiplano de Perú con éxito a pesar de la dispersión del pueblo. Establece ubicación, el dimensionamiento de los generadores y el diseño de las microrredes para reducir el coste de inversión inicial.
<i>Huneke et al., 2012</i>	PLEM sistema solar-eólico-batería-diésel	Conseguir la mejor configuración de sistemas de energía fuera de la red empleando energía solar-eólica-batería-diésel para dos casos reales.
<i>Lee et al., 2014</i>	PLEM sistema solar-eólico-biomasa-batería	El propósito de este estudio es reducir la electricidad subcontratada, así como disminuir la capacidad de almacenamiento de los servicios subcontratados.
<i>Nogueira et al., 2014</i>	PLEM sistema híbrido eólico/solar	Mide y crea un sistema híbrido de energía fotovoltaica-eólica-batería con programación lineal consiguiendo un pequeño coste y alta fiabilidad.
<i>Sima et al., 2021</i>	PLEM sistema híbrido eólico/solar	Estudio de un sistema híbrido de generación de energía, entrega una respuesta oportuna asegurando las cargas locales y una adecuada planificación del sistema.

2.1.3. Algoritmos heurísticos y metaheurísticos

Los métodos heurísticos están diseñados para encontrar una buena solución entre un amplio conjunto de soluciones factibles con menos esfuerzo computacional que las técnicas de optimización exactas, y son enfoques útiles para problemas de optimización cuando las técnicas clásicas de optimización encuentran la solución óptima en un tiempo razonable [Gamarrá & Guerrero, 2015].

Para el diseño de sistemas de electrificación, se han utilizado diferentes tipos de algoritmos, algunos de los cuales inspiran su proceso de búsqueda de la solución en la naturaleza. Por ejemplo, la búsqueda de armonía (HS) se utilizó para determinar la cantidad de paneles FV, turbinas eólicas

y baterías y minimizar el coste anual total del sistema híbrido sujeto a algunas restricciones [Askarzadeh, 2013]. El Particle Swarm Optimization (PSO) se utilizó para diseñar el suministro de electricidad a una pequeña aldea, cumpliendo con los requisitos de los usuarios y mejorando la eficiencia del sistema [Stoppato et al., 2014]. El Algoritmo genético (GA) se utilizó para diseñar y suministrar cargas variables en sistema de energía en una instalación independiente con un precio aceptable [Khare et al., 2016]. Los algoritmos como GA, PSO y HS son técnicas muy utilizadas para optimizar RES, ya que pueden manejar fácilmente características no lineales de los componentes del sistema y la naturaleza estocástica de las fuentes de energía solar y eólica. Una revisión reciente de los estudios de optimización de los sistemas de energía renovable en el período 2013–2015 encontró que las técnicas más utilizadas fueron GA (63%) y PSO (30%) [Eriksson & Gray, 2017].

Los GA son algoritmos de búsqueda heurísticos adaptativos y se basan en las ideas evolutivas de la selección natural y la genética en el sentido de que la supervivencia del más apto entre los individuos de una generación se simula para resolver un problema. El GA mantiene una población de individuos dentro de un espacio de búsqueda, cada uno de los cuales representa una posible solución al problema de diseño de sistema de generación de energía [Askarzadeh, 2017]. GA puede encontrar múltiples soluciones para un problema de optimización multiobjetivo en una ejecución y por esta razón a menudo se usa en problemas de optimización [Wang et al., 2005].

Particle Swarm Optimization (PSO) optimiza un problema mediante la iteración para mejorar una solución candidata (por ejemplo, la dimensión del sistema de energía renovable) para una medida dada de calidad (por ejemplo, minimización de una función de coste). El algoritmo se basa en una población de soluciones candidatas llamadas partículas (por ejemplo, una gama de tamaños de almacenamiento de FV e hidrógeno). La "posición" y la "velocidad" de la partícula se rastrean mientras se mueve a través del espacio de búsqueda de acuerdo con las prescripciones matemáticas establecidas. El movimiento de cada partícula está influenciado por su solución individual más conocida en el momento (mejor posición local) y la solución mejor conocida en general en el enjambre (mejor posición global), que se actualiza continuamente a medida que la búsqueda revela mejores posiciones [Evins, 2013; Mavromatidis, 2015].

Por otro lado, para la electrificación de comunidades rurales aisladas con microrredes y sistemas aislados se han desarrollado algoritmos adhoc basados en las características del problema específico a resolver; por ejemplo, considerando las diferencias de concentración de demanda o

las variaciones de recursos energéticos [Ranaboldo et al. 2014b]. También se han desarrollado algoritmos heurísticos para obtener soluciones de electrificación teniendo en cuenta restricciones técnicas, sociales y de gestión, logrando alcanzar soluciones con tiempos de cálculo muy reducidos [García-Villoria et al., 2020]. En los últimos años ha quedado claro que combinar un algoritmo con otras técnicas de optimización para producir un algoritmo híbrido (o metaheurístico) puede conducir a un comportamiento más eficiente y una mayor flexibilidad para resolver una amplia gama de problemas de optimización. Esta es una metodología compleja, pero una vez implementada produce grandes ahorros en tiempo de cómputo y se ha convertido en un campo de investigación significativo. Por ejemplo, se optimizaron sistemas autónomos de energía renovable con un algoritmo de optimización con una función multiobjetivo. El método propuesto se basa en el algoritmo TLBO (optimización basada en el aprendizaje) y se utiliza para optimizar el sistema energético, que comprende un generador fotovoltaico, eólico, diésel y una batería [Cho et al., 2016; Al-Falahi et al., 2017].

En la Tabla 2.4 se encuentra un resumen de las publicaciones antes descritas.

Tabla 2.4. Publicaciones Consultadas de Algoritmos heurísticos y metaheurísticos

Referencia	Tipo Algoritmo	Característica
<i>Askarzadeh, 2013</i>	HS (Búsqueda de armonía)	Usa variables recombinadas para identificar la óptima asociación cuyo fin es definir la cantidad de paneles FV, turbinas eólicas y baterías para minimizar el coste del sistema híbrido.
<i>Askarzadeh, 2017</i>	GA (Algoritmo genético)	Los GA consiguen una población de individuos dentro de un espacio de búsqueda, cada individuo supone una posible solución al problema de diseño de sistemas de generación de energía.
<i>Cho et al., 2016; Al-Falahi et al., 2017</i>	TLBO (optimización basada en el aprendizaje)	Se desarrolló optimización de los sistemas autónomos de energía renovable y se empleó un algoritmo de optimización con una función multiobjetivo. El método propuesto se basa en el algoritmo TLBO y se utiliza para optimizar el sistema híbrido, que comprende un generador fotovoltaico, eólico, diésel y una batería.
<i>Eriksson & Gray, 2017</i>	GA y PSO (Particle Swarm Optimization)	Los algoritmos GA, PSO, HS, ACO, ACO e híbridos permiten optimizar sistemas con energías renovables, ya que emplean de mejor manera las características no lineales de los componentes de los sistemas eléctricos.
<i>Evins, 2013 Mavromatidis, 2015</i>	PSO	El PSO intenta mejorar la problemática a través de la iteración desarrollando una solución candidata (por ejemplo, la dimensión del sistema de energía renovable) para una medida dada de calidad (por ejemplo, minimización de una función de coste).
<i>García-Villoria et al., 2020</i>	Método heurístico	Se desarrollan algoritmos heurísticos para obtener soluciones de electrificación teniendo en cuenta restricciones técnicas, sociales y de gestión, logrando alcanzar soluciones con tiempos de cálculo muy reducidos.
<i>Gamarra & Guerrero, 2015</i>	Métodos heurísticos	Se utiliza para entregar una solución alternativa con menos esfuerzo computacional que las técnicas de optimización cuando las técnicas clásicas no dan solución óptima.
<i>Khare et al., 2016</i>	GA	Se usa para diseñar y proporcionar cargas variables en un sistema de energía, en una instalación independiente a un buen precio.
<i>Ranaboldo et al. 2014b</i>	Método heurístico	Desarrolla algoritmos adhoc basados en las características del problema específico a resolver, por ejemplo, considerando las diferencias de concentración de demanda o las variaciones de recursos energéticos.
<i>Stoppato et al., 2014</i>	PSO	Se utilizó para diseñar el suministro electricidad a una pequeña aldea cumpliendo con los requisitos de los usuarios y mejorando la eficiencia del sistema.
<i>Wang et al., 2005</i>	GA	Facilita localizar numerosas soluciones para una optimización multiobjetivo por lo que muchas veces se usa en problemas de optimización.

2.2.3. Programarios para el diseño de sistemas electrificación

Los sistemas de electrificación con energías renovables, como se mencionó anteriormente, se pueden basar en una sola fuente o en múltiples fuentes generadoras. Para ayudar en el diseño, análisis, optimización y planificación económica de los sistemas de generación múltiple, existen diversos softwares disponibles [Sinha & Chandel, 2014]. En la literatura se encuentran diversos

tipos de programarios que se utilizan para la optimización, dimensionamiento y diseño de sistemas de electrificación con diferentes tipos de energías renovables [Ferrari, et al., 2019]. A continuación, se presentan ejemplos de estudios de sistemas de electrificación que utilizan estos softwares.

HOMER simula y optimiza sistemas de energía autónomos y conectados a la red considerando turbinas eólicas, fotovoltaicas, hidroeléctricas, biomasa, celdas de combustible, generadores, microturbinas, baterías y almacenamiento de hidrógeno gaseoso. Este software considera como valor objetivo de su función de optimización el coste actual neto (NPC). En la literatura, muchos trabajos que se centran en dimensionar un sistema a través de combinaciones de tecnologías de generación para cubrir la demanda a un coste mínimo utilizan el software HOMER, que incluye un análisis detallado de la demanda, los recursos energéticos y los equipos [Lambert et al., 2006; Soukeyna et al., 2018]. Por ejemplo, Raji y Luta [2019] utilizaron HOMER para diseñar una microrred comunitaria en Sudáfrica, obteniendo una solución viable técnica y económicamente. También HOMER se utilizó en India para estudiar varias opciones de energía renovable en diferentes aplicaciones rurales, combinando tecnologías para mejorar la seguridad del suministro y lograr soluciones baratas y técnicamente eficientes [Sen & Bhattacharyya, 2014]. También se utilizó para llevar a cabo el análisis técnico y económico de una pequeña aldea de Arabia Saudita con un sistema FV-diésel-batería el cual proporcionó una reducción de costes, minimización de contaminantes a la atmósfera reduciendo el consumo de diésel, logrando mantener un suministro continuo de energía en comparación con un sistema solo de una tecnología [Rehman & Al-Hadhrami, 2010]. Se empleó HOMER para la planificación de un sistema híbrido basado en el modelado matemático de cada componente para el sitio ubicado en la aldea de Dudhagaon en Maharashtra, India, y mostrando que para el caso de estudio el generador fotovoltaico solar con batería es la solución más económica sobre la generación con eólica-fotovoltaica-batería. Este trabajo también concluyó que, aunque los diferentes sistemas de energía renovable son técnicamente adecuados y están disponibles en el mercado, no todos son siempre financieramente viables [Fulzele & Dutt, 2011]. Desarrollado como complemento de HOMER, el software ViPOR [Bhagavathy & Pillai, 2018] utiliza un recocido simulado para determinar la ubicación evaluar si la extensión de la microrred o el suministro individual son menos costosos.

HOGA ha sido desarrollado en base a un Algoritmo Evolutivo de Fuerza de Pareto (SPEA) y se ha aplicado como herramienta de diseño para la optimización de sistemas híbridos con diferentes perfiles de carga. Por ejemplo, se aplicó HOGA a la optimización multiobjetivo de un sistema

híbrido FV-eólico-diésel (o gasolina) independiente con almacenamiento de batería para minimizar el coste nivelado de energía y el ciclo de vida equivalente de emisiones de CO₂ [Dufo-López et al., 2007]. Los resultados muestran que el generador fotovoltaico (FV) es la fuente más importante de energía eléctrica para sistemas autónomos en España y el sur de Europa, no solo ambientalmente, sino también económicamente [Dufo-López et al., 2011; Dufo-López, 2023].

RETScreen se ha utilizado para proponer un sistema remoto de FV-eólico-batería fuera de la red para Dongwangsha, China y llevaron a cabo un análisis de viabilidad que incluye emisiones de GEI, viabilidad financiera y análisis de riesgos. Se espera que el sistema optimizado genere 82.1% de electricidad por turbinas eólicas y 16.2% de energía solar fotovoltaica [Liquin & Chunxia, 2013; Ganoë et al., 2014].

TRNSYS software de simulación energética que evalúa sistemas de energía solar, PVSyst desarrolla instalaciones fotovoltaicas simulando y analizando datos y PV * SOL, programa de simulación para el diseño y dimensionamiento de sistemas fotovoltaicos. Estas tres herramientas se han comparado en estudio para diseñar y gestionar un sistema de energía renovable considerando aspectos geofísicos, técnicos, económicos y medioambientales. Los resultados proponen una plataforma integrada que facilitará soluciones rentables para el desarrollo de proyectos fotovoltaicos [Axaopoulos et al., 2014; Arraez-Cancelliere et al., 2017; Cavalcante et al., 2017]. La principal ventaja de estos tres softwares es que tienen una base de datos meteorológicas completas de productos fotovoltaicos.

El Modelo de Asesor de Sistemas (SAM) de NREL (Laboratorio nacional de energías renovables) es un modelo de software tecno-económico que facilita la toma de decisiones en la industria de las energías renovables, se estudió y comparo los resultados de SAM con datos de sistemas fotovoltaicos obtenidos con PVsyst, PV * SOL, PVWatts y RETScreen, obteniendo los mejores resultados con SAM [Cameron et al., 2008; Deline et al., 2013; Reichelstein & Yorston, 2013]. Otro estudio con SAM compara nuevamente herramientas de modelado de rendimiento fotovoltaico: PVsyst y PV * SOL para nueve sistemas fotovoltaicos. Este estudio muestra que, excluyendo los valores atípicos identificados, todas las herramientas logran errores anuales dentro de $\pm 8\%$ y errores cuadrados medios por hora menos del 7% para todos los sistemas [Karki et al., 2012; Freeman et al., 2014; Sauer et al., 2015]. La principal ventaja de SAM es que Simula diferentes modelos de financiación con diversas energías renovables, como sistemas FV, eólica, generación de energía geotérmica entre otras.

Todas estas herramientas permiten examinar las características, funciones y limitaciones del diseño y las herramientas de gestión de energía en relación con los aspectos geofísicos, técnicos, económicos y ambientales y con base en las perspectivas de los usuarios. En conclusión, los softwares intentan proporcionar soluciones rentables para el desarrollo de proyectos y esto permite a profesionales, tomadores de decisiones e investigadores de proyectos tomar decisiones informadas del diseño y gestión de energía [Pabasara et al., 2019].

En la Tabla 2.5 se resumen las herramientas presentadas en este apartado.

Tabla 2.5. Resumen ventajas y desventajas herramientas sistemas de electrificación.

Nombre	Ventajas	Desventajas	Referencias
HOMER (Modelo de Optimización Híbrida para Energías Renovables Eléctricas).	-Analiza la factibilidad, optimización y sensibilidad con diferentes configuraciones del sistema. -Las simulaciones comparan configuraciones y evalúan sus méritos económicos y técnicos. -Propone el diseño de varios sistemas basados en parámetros económicos.	-Solo permite una función objetivo. -No clasifica los sistemas híbridos según el coste nivelado de energía. -No considera la profundidad de descarga (DOD) del banco de baterías.	Lambert et al., 2006; Soukeyna et al., 2018; Raji & Luta, 2019; Sen & Bhattacharyya, 2014; Rehman & Al-Hadhrami, 2010; Fulzele & Dutt, 2011
ViPOR	-Determina el diseño óptimo de la red de distribución hasta el nivel del pueblo. -Permite aislar un sistema, formar comunidades fuera de la red y diseñar su configuración óptima. -Su algoritmo SA tiene en cuenta la ubicación espacial de las entradas. Por ejemplo, ViPOR minimiza los cruces de ríos o bosques y las áreas elevadas, mientras maximiza el seguimiento de caminos, para reducir los costes de infraestructura.	-No tiene en cuenta las caídas de tensión de las microrredes y considera el recurso uniforme para los puntos individuales.	Bhagavathy & Pillai, 2018
iHOGA	-Determina el tamaño óptimo de sistema de energía eléctrico incluyendo sistema FV, turbinas eólicas e hidroeléctricas, pilas de combustible, tanques de hidrogeno y electrolizadores, sistemas de almacenamiento, sistemas de generación basados en combustibles fósiles, etc. -Usa múltiples objetivos con GA y análisis de sensibilidad (con bajo tiempo de cálculo), calcula las emisiones del ciclo de vida y análisis de probabilidad. Da opciones de compra-venta de energía a la red eléctrica con el sistema de medición neta.	-La medición neta no está incluida. -No estudia en detalle el suministro para varios puntos de demanda.	Dufo-López, et al. 2007 Dufo-López, et al 2011 Dufo-López, 2023;
PVsyst	-Realiza estudios, dimensionamiento y análisis de datos de sistemas fotovoltaicos completos. -Tiene una base de datos meteorológicos completas de productos fotovoltaicos, Análisis técnico sólido.	-Requiere conocimiento experto, no tiene base de datos del terreno, falta de análisis detallado de sombras y falta la consideración sobre el efecto de isla de calor y el ambiente interior].	Karki et al., 2012; Sauer et al., 2015; Axaopoulos et al., 2014; Freeman et al., 2014

Diseño de sistemas de electrificación autónomos para comunidades rurales
considerando incertidumbre en la estimación de la demanda

PV * SOL® premium Programa FV de simulación dinámica con visualización en 3D	-Análisis detallado de las sombras proyectadas en diferentes momentos del día/año, y en consecuencia sobre posibles reducciones en el rendimiento. -Contiene base de datos meteorológicos de gran alcance, módulo completo y base de datos del inversor. -Puede personalizar los módulos y los parámetros del inversor.	-No tiene análisis de sensibilidad, ni base de datos del terreno. -No considera proceso de construcción/instalación, puesta en marcha, operación, monitoreo y descompresión.	Arraez-Cancelliere et al., 2017; Cavalcante et al., 2017; Axaopoulos et al., 2014; Freeman et al., 2014
RETScreen (herramienta de estudio de viabilidad)	-Evalúa costes y beneficios (financiero-ambientales), considera la producción de energía, los costes del ciclo de vida y la reducción de gases de efecto invernadero. -Tiene datos de hidrología y climáticos de más de 6 mil estaciones terrestres, de mapas de recursos energéticos, de tipos de paneles FV y curvas de potencia de turbinas eólicas. -Determina la viabilidad técnica-financiera de las energías renovables de proyectos de eficiencia energética y cogeneración. - Realiza análisis de modelado de energía, análisis de costes y emisiones, análisis financiero, de sensibilidad y riesgo.	-No tiene en cuenta el efecto de la temperatura para el análisis del rendimiento fotovoltaico. -Limitaciones en las funciones de búsqueda, recuperación y visualización de datos.	Ganoe et al., 2014; Liqueur & Chunxia, 2013
SAM (System Advisor Model)	-Modela sistemas de energía renovable, como sistemas FV, eólica, generación de energía geotérmica, combustión de biomasa, almacenamiento de baterías con iones de litio o ácido de plomo. -Contiene variedades de modelos de rendimiento. -Simula diferentes modelos de financiación.	-Faltan bases de datos meteorológicos, del terreno y de consideraciones sobre emisiones de carbono. -No considera el proceso de construcción/instalación, puesta en marcha, operación, monitoreo y descompresión.	Cameron et al., 2008; Deline et al., 2013; Reichelstein & Yorston, 2013; Freeman et al., 2014
TRNSYS (Programa de Simulación del Sistema de Energía Transitoria).	-Simula sistemas térmicos, fotovoltaicos, solares térmicos y otros. Usa gráficos para simular el comportamiento transitorio del sistema eléctrico. -Procesa y resuelve el sistema con varias técnicas, determina la convergencia e incluye varios modelos que pueden ser modificados por el usuario.	-No proporciona servicios de optimización, pero realiza simulaciones con gran precisión con gráficos.	Axaopoulos et al., 2014

2.3. Modelos de diseño de sistemas de electrificación con incertidumbre

Hay características generales que comparten todas las técnicas, herramientas y modelos de optimización. Cualquier técnica de optimización siempre será una simplificación de la realidad e incluye solo aquellos aspectos que el desarrollador de la optimización consideró importantes en ese momento. Cualquier modelo que se ocupe de situaciones futuras utiliza inevitablemente estimaciones y supuestos que pueden resultar válidos o no en ciertas circunstancias, pero que en el momento de la aplicación inevitablemente serán inciertos [Banos, et al., 2011].

La optimización de los sistemas de energía es compleja debido a que se manejan fenómenos con incertidumbre, en particular, la demanda. Aun así, en la mayoría de los estudios la demanda se considera como un valor determinista, y los resultados están, por tanto, sujetos a la calidad de su estimación [Ciupageanu et al., 2020]. En consecuencia, la estimación de la demanda se vuelve

crítica [Peters et al., 2019], ya que una subestimación puede dejar insatisfechos a los habitantes, mientras que una sobreestimación puede incrementar innecesariamente los costes del proyecto. Para considerar la posible incertidumbre en la estimación de la demanda, por ejemplo, se desarrolló una metodología de optimización multicriterio para diseñar proyectos de electrificación eólica-fotovoltaica, que, primero, genera un conjunto de soluciones para diferentes escenarios de demanda y luego selecciona la mejor solución en términos de varios criterios. No obstante, el promotor del proyecto aún tiene que cuantificar los escenarios de demanda como valores únicos [Domenech et al., 2015b].

Los modelos de diseño de sistemas de electrificación con una estrategia de optimización bajo incerteza se utilizan principalmente para analizar el impacto de las incertidumbres tecnológicas en un horizonte a largo plazo sobre los beneficios / consumo de energía / impactos ambientales de un sistema energético [Bazmi & Zahedi, 2011]. Para obtener diseños robustos con respecto a la incertidumbre de la demanda, se han desarrollado diferentes enfoques [Riva et al., 2018]. En particular, los modelos de energía basados en lógica difusa permiten a los investigadores seleccionar de manera realista la combinación correcta de recursos energéticos, teniendo en cuenta los diversos criterios conflictivos como los costes, la disponibilidad, la emisión, etc. [Onar et al., 2015]. La lógica difusa puede ayudar a resolver problemas complejos con incertidumbre en los datos en el sector energético [Suganthi et al., 2015, Aslan et al., 2017; Luhandjula, 2007].

A continuación, se presentan modelos que consideran la incertidumbre para optimizar el dimensionamiento de los sistemas de electrificación (apartado 2.3.1). En el siguiente apartado 2.3.2, se presentan modelos de programación lineal con incertidumbre en aplicaciones a otro tipo de contextos.

2.3.1. Modelos de energía con incertidumbre

Para obtener diseños robustos con respecto a la incertidumbre de los datos, se han desarrollado diferentes enfoques [Riva et al., 2018; Good et al., 2017]. En particular, muchos estudios en la literatura se han centrado en el análisis de la incertidumbre en la ponderación de la importancia de los criterios de decisión según diferentes expertos [Onar et al. 2015]. A continuación, se presentan algunos ejemplos de aplicación desarrollados para ayudar a los inversores a seleccionar la tecnología energética más adecuada.

En Corea se utilizó AHP difuso para establecer un programa de difusión de las energías renovables, ya que, existía falta de claridad en los rangos de valores que determinan los puntajes de importancia relativa de cinco criterios de decisión: tecnológico, de mercado, económico, ambiental y relacionado con políticas. Las principales conclusiones que se obtuvieron fueron con relación a la viabilidad económica, el avance de la tecnología en el mercado objetivo, los desacuerdos entre los formuladores de políticas y el grupo de especialistas, y la aplicación de los resultados [Heo et al., 2010]. También se utilizó AHP difuso para desarrollar una metodología de selección de fuentes de energía renovables apropiadas para la generación de electricidad en Indonesia. Los resultados establecieron que, para este caso, la energía hidráulica es la mejor fuente, seguida de geotérmica, solar, eólica y biomasa [Tasri & Susilawati, 2014]. En China también se empleó el AHP difuso para determinar los pesos relativos que indican la importancia de los factores de seguridad energética y las medidas estratégicas para mejorarla. El rango de los valores adoptados en el modelo difuso ayudó a conseguir puntajes nítidos cuantificables [Ren & Sovacool, 2014].

TOPSIS difuso es otra técnica de MCDM (métodos multicriterio de toma de decisiones) que se ha utilizado para clasificar los sistemas de suministro de energía renovable en escenarios inciertos. Por ejemplo, la técnica fue adoptada en Turquía para clasificar los recursos considerando la cantidad de energía producida, uso de la tierra, coste de operación y mantenimiento, capacidad instalada, eficiencia, coste de inversión, período de amortización, creación de empleos, emisión de CO₂. Veinticuatro criterios se identificaron inicialmente, de los cuales solo se seleccionaron nueve para el análisis (se sugiere ejecutar el modelo con todos los criterios según la región elegida para el estudio). Se concluyó que el estudio permitió elegir sistemas de suministro de energía renovable en escenarios conflictivos [Şengül et al., 2015].

En Estambul se utilizó la integración de VIKOR y AHP difuso para determinar los sitios más apropiados para la producción de energía. La incertidumbre en las preferencias humanas creó vaguedad en el proceso de toma de decisiones y esto se superó empleando la metodología VIKOR-AHP-Difuso propuesto, que resalta claramente el puntaje de importancia relativa para cada recurso. Finalmente se logró seleccionar la mejor alternativa de energía renovable y elección del sitio de producción de energía [Kaya & Kahraman, 2010].

También se propuso un enfoque de programación difusa para planificar un sistema de generación de energía eléctrica a través de programación lineal de doble intervalo de interés mixto para incertidumbres dinámicas (DMLP) [Li et al., 2018]. Se planteó un marco probabilístico de aversión

al riesgo para programar centrales eléctricas virtuales, teniendo en cuenta la respuesta de la demanda y la incertidumbre. El modelo de optimización multiobjetivo (MOOP) ayuda a mitigar los impactos negativos de incertidumbre sobre el funcionamiento de la planta [Vahedipour-Dahraie et al. 2020]. Del mismo modo se desarrolló un modelo estocástico multiobjetivo CCHP (modelo de optimización estocástica multiobjetivo) para diseñar sistemas híbridos de energía, considerando la demanda y la incertidumbre de la radiación solar a través de distribuciones de probabilidad [Wang et al. 2021].

Un área de investigación relevante se ha centrado en el desarrollo de algoritmos predictivos para la estimación de la demanda futura. Por ejemplo, se han utilizado algoritmos genéticos para pronosticar los requisitos de electricidad de las poblaciones de Turquía [Ozturk et al., 2006], Irán [Azadeh et al., 2007] y Mauricio [Badurally et al., 2017]. Para ello, se recopilan indicadores sociales, económicos y ambientales, y los algoritmos de optimización (GA) apuntan a minimizar los indicadores de desviación. Estos algoritmos también se han combinado con redes neuronales artificiales (ANN) para mejorar los resultados de predicción de la demanda de energía en base a indicadores sociales, económicos y ambientales [Badurally et al., 2011].

En la Tabla 2.6 se encuentra un resumen de las publicaciones antes señaladas.

Tabla 2.6. Publicaciones Consultadas de diseño sistemas electrificación con incertidumbre

Referencia	Método	Aplicación
<i>Badurally et al., 2011</i>	GA y ANN	Se ha combinado GA y ANN para la predicción de la demanda de energía en base a indicadores sociales, económicos y ambientales.
<i>Heo et al., 2010</i>	AHP difuso	Se aplica para un programa de difusión de energías renovables, determinando la viabilidad económica, el mercado objetivo y finalmente para considerar las diferencias entre los generadores de políticas y las personas especialistas.
<i>Kaya & Kahraman, 2010</i>	VIKOR y AHP difuso	Se usaron para establecer lugares apropiados de producción de energía, entregando la importancia relativa para cada recurso, permitiendo elegir la mejor energía renovable y el sitio de generación.
<i>Li et al., 2018</i>	DMLP	Propone y aplica modelo difuso DMLP (programación lineal de doble intervalo de interés mixto para incertidumbres dinámicas) para planificar un sistema de generación de energía.
<i>Onar et al. 2015</i>	AHP Difuso	Modelo de toma de decisiones multicriterio multiexperto difuso que se ha centrado en el análisis de la incertidumbre y en la ponderación de la importancia de los criterios de decisión según diferentes expertos.
<i>Ozturk et al., 2006</i> <i>Azadeh et al., 2007</i> <i>Badurally et al., 2017</i>	GA	Estudios con algoritmos que pronostican la demanda de electricidad en poblaciones de Turquía, Irán y Mauricio.
<i>Ren & Sovacool, 2014</i>	AHP difuso	Se establecen los pesos relativos que indican la importancia de los factores de seguridad energética y las decisiones estratégicas para optimizarlas.
<i>Şengül et al., 2015</i>	TOPSIS difuso	Clasificación de sistemas de suministro de energía renovable en escenarios inciertos. Se definió la cantidad de energía producida, uso de la tierra, coste de operación y mantenimiento, capacidad instalada, coste de inversión y período de amortización.
<i>Tasri & Susilawati, 2014</i>	AHP difuso	Metodología de selección de fuentes de energía renovables más apropiadas para la generación de electricidad en Indonesia, considerando que la mejor elección que para este caso fue la energía hidráulica.
<i>Vahedipour-Dahraie et al. 2020</i>	MOOP (problema de optimización multiobjetivo)	MOOP basado en la probabilidad de la aversión en el riesgo de la programación de energía de una planta de energía virtual consiguiendo disminuir la incertidumbre en el funcionamiento de la planta.
<i>Wang et al. 2021</i>	CCHP	Modelo estocástico multiobjetivo CCHP para el diseño de sistemas híbridos de energía, considerando la demanda y la incertidumbre de la radiación solar.

2.3.2. Modelos de programación matemática con incertidumbre

En cuanto a modelos de programación matemática con incertidumbre, la literatura incluye estudios de lógica difusa aplicados en diseños de sistemas de energía. Algunos abordan la incertidumbre en la demanda, pero centrándose en los servicios industriales [Lamedica et al 2018] o en proyectos a escala regional que examinan la demanda en su conjunto, como [Li et al. 2010]; [Yu et al. 2019];

[Mohammadi et al. 2020] y [Wang et al. 2020]. Hu et al. [2011] proponen un modelo difuso para la planificación de un sistema regional de generación de energía eléctrica y brindan información sobre la influencia de parámetros inciertos en la solución final. Igualmente se introdujo elementos difusos en un modelo PLEM para ayudar en la planificación de sistemas de energía que gestionen la incertidumbre de la demanda, mostrando que los resultados pueden ayudar a lograr un equilibrio entre la energía garantizada, el coste del sistema y los problemas ambientales [Mohammadi et al. 2020].

Para complementar el análisis el estado del arte, a continuación, se señalan algunos estudios donde se aplica PLEM con lógica difusa en otros sistemas industriales, no limitándose a sistemas de energía.

Singh [2014] generó un algoritmo híbrido que prioriza a los proveedores y luego asigna la demanda entre los proveedores. El objetivo fue maximizar el valor total de compra de los artículos teniendo en cuenta la restricción presupuestaria, la condición de demanda, el plazo de entrega y la capacidad del proveedor. Dado que el problema radica en la toma de decisiones multicriterio, se resolvió este problema integrando la calificación del proveedor con el método de programación lineal entero mixto. La demanda del cliente se asignó mediante el uso de un algoritmo híbrido basado en la técnica de preferencia de orden por similitud con la solución ideal (TOPSIS) y los enfoques de programación PLEM. La efectividad del algoritmo propuesto se validó con resultados computacionales [Singh, 2014].

En una cadena de suministro automovilística, se aplicó un modelo de programación lineal entera difusa multiobjetivo (FMOILP) para mejorar el proceso de planificación del transporte para la adquisición de materiales en el nivel del proveedor [Díaz-Madroño et al., 2014]. En el proceso de defusificación se aplicaron dos métodos, el primero basado en el método de promedio ponderado para convertir el FMOILP en un MOILP determinista para luego aplicar dos funciones de agregación diferentes. Se realizó un análisis de sensibilidad para mostrar el impacto del vector de ponderación de objetivos en las soluciones finales. El modelo, basado en el método de selección de material de carga de camión completo, proporcionó la cantidad de productos y la cantidad de contenedores que se cargarán por camión y período.

Otro estudio aplicó conjuntos difusos para integrar la red de la cadena de suministro de un fabricante de aceites vegetales comestibles [Paksoy et al., 2012]. El modelo de programación lineal

difusa multiobjetivo propuesto minimizaba los costes totales de transporte. La primera parte de los costes totales de transporte es entre proveedores y silos; y el resto se encuentra entre el fabricante y los almacenes. El enfoque incorpora todas las realidades operativas y los patrones de flujo reales en la red de producción / distribución con referencia a las demandas de almacenes y capacidades de líneas de envasado de estaño. El modelo se formuló como un modelo de programación lineal multiobjetivo en el que los datos se modelaron mediante números difusos triangulares.

Se propuso un modelo de optimización difuso integrado para la planificación de la producción y distribución, con el objetivo de coordinar de manera óptima decisiones de logística importantes e interrelacionadas. El modelo difuso permitió manejar la falta de claridad en las limitaciones de capacidad, y el nivel de aspiración de los costes utilizando diferentes operadores de agregación. La aplicabilidad y flexibilidad de los modelos propuestos se ilustraron a través de un estudio de caso en la industria de bienes de consumo [Bilgen, 2010].

Para la planificación de la cadena de suministro también se ha desarrollado un modelo de programación matemática difuso que considero la oferta, la demanda y las incertidumbres del proceso [Peidro et al., 2009]. El modelo fue formulado tal que los datos son desconocidos y modelados por números difusos triangulares. El modelo difuso proporciona al responsable de la toma de decisiones planes de decisión alternativos para diferentes grados de satisfacción. Esta propuesta se prueba utilizando datos de una cadena de suministro real de automóviles.

En la Tabla 2.7 se encuentra un resumen de las publicaciones antes descritas.

Tabla 2.7. Publicaciones Consultadas de programación matemática con incertidumbre

Referencia	Método	Aplicación
<i>Bilgen, 2010</i>	PLEM difuso	Se estableció un modelo difuso para la planificación de la producción y distribución, para administrar la falta de claridad en la limitación de capacidad y el nivel de aspiración de los costes.
<i>Díaz-Madroñero et al., 2014</i>	PLEM difuso multiobjetivo	Modelo aplicado en una cadena de suministro automovilística, que optimiza el proceso de planificación del transporte para la compra de materiales en el nivel de proveedor.
<i>Hu et al., 2011</i>	FBIFP (programación difusa inexacta basado en la viabilidad)	Modelo de programación difusa de proyectos de planificación a escala regional de generación de energía eléctrica y brinda información sobre la influencia de parámetros inciertos en la solución final.
<i>Lamedica et al. 2018</i>	PLEM difuso	Para disminuir la incertidumbre de la demanda en servicios industriales incluyen la incertidumbre de la demanda mediante PLEM difuso.
<i>Li et al., 2010</i> <i>Yu et al. 2019</i> <i>Mohammadi et al. 2020</i> <i>Wang et al., 2020</i>	PLEM difuso	Introduce elementos difusos en un modelo PLEM para gestionar las incertidumbres en la demanda de energía a escala regional.
<i>Mohammadi et al. 2020</i>	PLEM difuso	Sistema regional de generación de energía eléctrica que da información sobre la influencia de parámetros inciertos en la solución final. Los resultados muestran que pueden ayudar a lograr un equilibrio entre la energía garantizada, el coste del sistema y los problemas ambientales.
<i>Paksoy et al., 2012</i>	PLEM difuso multiobjetivo	Modelo difuso para una cadena de suministro de un fabricante de aceites vegetales comestibles procurando disminuir los costes totales de transporte.
<i>Peidro et al., 2009</i>	PLEM difuso	Para la planificación de la cadena de suministro también se ha desarrollado un modelo de programación matemática difuso que considera la oferta, la demanda y las incertidumbres del proceso.
<i>Singh, 2014</i>	PLEM y TOPSIS	Algoritmo híbrido que prioriza a los proveedores y posteriormente define la demanda entre los proveedores. La meta era conseguir el mejor valor total de compra de los artículos considerando la limitación presupuestaria, la demanda, el plazo de entrega y la capacidad del proveedor.

2.4. Resumen y análisis del estado del arte

La combinación de las tecnologías eólica y solar fotovoltaica (FV) es una combinación particularmente interesante ya que la complementariedad de las curvas de generación permite mejorar el factor de uso de la energía, avanzar en la confiabilidad del suministro y reducir los requisitos de almacenamiento [Belmili et al., 2014]. Entre los esquemas de distribución, la combinación de microrredes y sistemas individuales presenta ventajas muy significativas en cuanto al aprovechamiento de los recursos disponibles y los costes, aunque su diseño es complejo debido a la cantidad de opciones y consideraciones que deben tenerse en cuenta. El diseño de los

sistemas de energía híbridos con dos o más fuentes de energía es complejo y aumenta el riesgo de falla si no se realiza adecuadamente [Gamarra & Guerrero, 2015].

Al abordar el diseño de proyectos de electrificación rural, se deben afrontar tanto los problemas de dimensionamiento como de emplazamiento. El dimensionamiento tiene como objetivo determinar el tamaño de los generadores y el sistema de almacenamiento para suministrar energía eléctrica, de acuerdo con la demanda, los recursos disponibles y los aspectos técnicos como la eficiencia de los equipos. El problema de emplazamiento se centra en la ubicación de los equipos, en función de la concentración/dispersión de la demanda y la variabilidad de los recursos, así como el diseño de las líneas de distribución desde los generadores hasta los usuarios finales [Gamarra & Guerrero, 2015].

Para apoyar la toma de decisiones, se han desarrollado varios programarios de optimización [Domenech et al., 2019]. Con respecto a las herramientas de dimensionamiento, se han aplicado varias opciones en la literatura para los planificadores de energía [Ferrari, et al., 2019]. Por ejemplo, HOMER es una aplicación de software muy conocida que incluye muchas opciones para la generación y el almacenamiento de electricidad [Sinha & Chandel, 2014]. En cuanto a las herramientas de ubicación, ViPOR aborda el problema de definir la mejor ubicación para los puntos de generación, la estructura de las redes de distribución aisladas y la de los usuarios individuales [Lambert & Hittle, 2000]. Sin embargo, ViPOR tiene limitaciones técnicas en la definición de redes, mientras que la integración de HOMER y ViPOR para lograr una herramienta integral no es sencilla [Domenech et al., 2019].

En cuanto a modelos de optimización, existe amplia literatura sobre herramientas de diseño para sistemas de electrificación rural, incluidos modelos matemáticos y algoritmos heurísticos. Muchos trabajos se enfocan en dimensionar una combinación de tecnologías de generación para cubrir la demanda al mínimo coste [Anoune et al., 2018; Lyden et al., 2018; Liu et al., 2018]. Aunque en menor medida, también hay modelos que abordan el dimensionado y la ubicación simultáneamente. Por ejemplo, Ferrer-Martí et al. [2013] desarrollan un modelo de programación lineal entera mixta (PLEM), incluyendo la estructura de la red y los suministros individuales, y Ranaboldo et al. [2014b] desarrollan un procedimiento heurístico para acelerar la solución del modelo PLEM anterior. Domenech et al. [2015b] amplían la investigación de Ferrer-Martí et al. [2013] al incluir el modelo PLEM anterior en un proceso de toma de decisiones multicriterio para el diseño integral de proyectos de electrificación. Finalmente, García-Villoria et al. [2020]

desarrolló un proceso heurístico para encontrar la combinación de coste mínimo de tecnologías eólica y fotovoltaica, así como microrredes y sistemas individuales para distribuir electricidad en comunidades remotas y de dispersión media.

En términos generales, las herramientas revisadas tienen como objetivo determinar la combinación más económica de tecnologías para satisfacer los requisitos de electricidad de la población [Sinha & Chandel, 2014]. La demanda de energía y potencia generalmente se asume como un valor único (determinista) y los resultados, particularmente el coste del proyecto, están sujetos a la calidad de su estimación [Ciupageanu et al., 2020]. Sin embargo, determinar la demanda no es sencillo y está inevitablemente sujeto a incertidumbre [Peters et al., 2019].

También en la literatura se ha considerado la lógica difusa en el diseño de sistemas de energía. Algunos trabajos abordan la incertidumbre en las preferencias de los tomadores de decisiones [Aslan et al. 2017] o en todo el proceso de toma de decisiones utilizando AHP Difuso [Onar et al., 2015]. La mayoría de los trabajos revisados se centran en sistemas energéticos de tamaño grande o mediano, mientras que el análisis de la incertidumbre de la demanda en el contexto de sistemas a pequeña escala, para poblaciones recién electrificadas, es escaso [Hossain et al., 2021]. Como indican Domenech et al. [2019], se requieren herramientas que consideren los detalles específicos de los usuarios finales para mejorar la sostenibilidad a medio y largo plazo de los sistemas energéticos para estas poblaciones.

Para obtener diseños robustos con respecto a la incertidumbre de la demanda, se han desarrollado diferentes enfoques [Riva et al., 2018; Good et al., 2017]. Un área de investigación relevante se ha centrado en el desarrollo de algoritmos predictivos para la estimación de la demanda futura [Badurally et al., 2017]. Bajo un enfoque diferente, Domenech et al. [2015b] desarrollaron una metodología de optimización multicriterio para diseñar proyectos de electrificación eólica-fotovoltaica que, primero, genera un conjunto de soluciones para diferentes escenarios de demanda y, luego, selecciona la mejor solución en términos de varios criterios.

Desde una perspectiva diferente, la lógica difusa puede ayudar a resolver problemas complejos con incertidumbre de datos en la planificación energética [Suganthi et al., 2015]. En particular, los modelos de programación lineal entera y mixta (PLEM) con lógica difusa pueden ser de gran ayuda porque permiten manejar situaciones donde un problema de optimización incluye relaciones

vagamente definidas o parámetros imprecisos debido a una evaluación humana subjetiva o a evidencia inconsistente o incompleta [Luhandjula, 2007].

Con todo, en el diseño de sistemas de energía, los modelos basados en lógica difusa han logrado soluciones realistas a problemas complejos; por ejemplo, en sistemas con renovables bajo incertidumbre [Suganthi et al., 2015; Dincer y Yuksel, 2019], aunque principalmente para proyectos a escala regional que consideran la demanda en su conjunto [Mohammadi et al. 2020; Wang et al. 2020]. Sin embargo, no se ha estudiado el diseño de proyectos de acceso a la electricidad, combinando los problemas de dimensionamiento y ubicación, mientras se evalúa la incertidumbre en la estimación de la demanda de electricidad para las poblaciones recién electrificadas. En este sentido, se requiere investigación adicional sobre la planificación de proyectos a nivel comunitario, teniendo en cuenta la incertidumbre típica en dichos casos [Karunathilake et al. 2019]. En particular, los estudios deben ir más allá de las cuestiones económicas y adaptar sus soluciones a las realidades locales [Weinand et al., 2020].

En este contexto, el objetivo de esta tesis doctoral es mejorar el diseño de electrificación rural basada en energías solar y eólica lidiando con la incertidumbre en la estimación de la demanda. Para ello, se propone un modelo matemático difuso para ayudar a los promotores de los países en desarrollo a diseñar sistemas que equilibren el coste del proyecto y la satisfacción de la demanda. Todo ello se propone abordando simultáneamente el dimensionado y la ubicación de los equipos, así como considerando el detalle de las características eléctricas de los equipos.

3. Modelos matemáticos deterministas

En este capítulo se presentan los modelos matemáticos deterministas utilizados como punto de partida para la posterior incorporación de la incertidumbre en la demanda. Primero, se desarrolla un modelo de programación lineal entera y mixta (PLEM) denominado básico, que únicamente considera generación solar y los elementos más esenciales de un sistema de electrificación (apartado 3.1). Este primer modelo (básico) se ha desarrollado a partir del trabajo de Ferrer-Martí et al. [2013], simplificando algunos aspectos técnicos, con el objetivo de disponer de un modelo que se pueda resolver rápidamente y con el que realizar numerosos experimentos computacionales, tal como se detalla en el capítulo 6. A continuación (apartado 3.2), se desarrolla un modelo de PLEM completo, que añade al anterior la generación eólica, el almacenamiento y otras especificaciones técnicas de los equipos (apartado 3.2). Este segundo modelo (completo), también basado en Ferrer-Martí et al. [2013], permite diseñar proyectos de electrificación eólico-solares con todas las consideraciones de los equipos de generación, almacenamiento y distribución. En ambos casos, nótese que la demanda de los usuarios es determinista y se incluye como un parámetro de entrada.

3.1. Modelo básico

En este apartado se desarrolla el modelo de PLEM básico. A partir del trabajo de Ferrer-Martí et al. [2013], se realizan algunas simplificaciones que permiten obtener un modelo que se resuelve rápidamente. Así, el modelo básico resultante permite diseñar, minimizando el coste, proyectos de electrificación rural con energía fotovoltaica, inversores de corrientes y distribución eléctrica mediante microrredes o sistemas individuales para cubrir la demanda de los puntos de demanda de acuerdo con el recurso solar. A continuación, primero se presentan las consideraciones técnicas (subapartado 3.1.1) y luego se detalla el modelo matemático (subapartado 3.1.2).

3.1.1. Consideraciones técnicas

En la Figura 3.1 se presenta el esquema de los elementos incluidos en los sistemas de electrificación diseñados con el modelo básico:

- Puntos de demanda: pueden ser casas, escuelas, centros de salud o cualquier otro punto que necesite electricidad. Cada uno tiene un requisito de energía y potencia. Generalmente, en

proyectos de acceso a la electricidad, la prioridad es ofrecer un suministro adecuado con un presupuesto ajustado, y no tanto la calidad del suministro. Por ello, se suele considerar una resolución diaria en los datos de demanda [Oudou et al., 2020].

- **Generación fotovoltaica:** los paneles transforman la radiación solar en electricidad y son los elementos que definen la energía cantidad de energía generada. Se asume que el recurso solar es uniforme dentro de una comunidad [Gueymard & Wilcox, 2011]. Los paneles fotovoltaicos solo se pueden ubicar en los puntos de demanda, para evitar robos, y existe un límite en el número que se instalará en un punto, por cuestiones de espacio.
- **Inversores:** estos dispositivos transforman la corriente continua (CC) de los paneles en corriente alterna (CA), que es más adecuada para la mayoría de los aparatos eléctricos. Los inversores son los elementos que definen la potencia pico disponible.
- **Distribución de electricidad:** la electricidad se distribuye a los puntos de demanda de forma individual o en microrred de bata tensión, que tienen un esquema radial. Este esquema es adecuado (es decir, técnicamente sencillo y barato) para zonas rurales de países en desarrollo [Bhagavathy & Pillai, 2018].

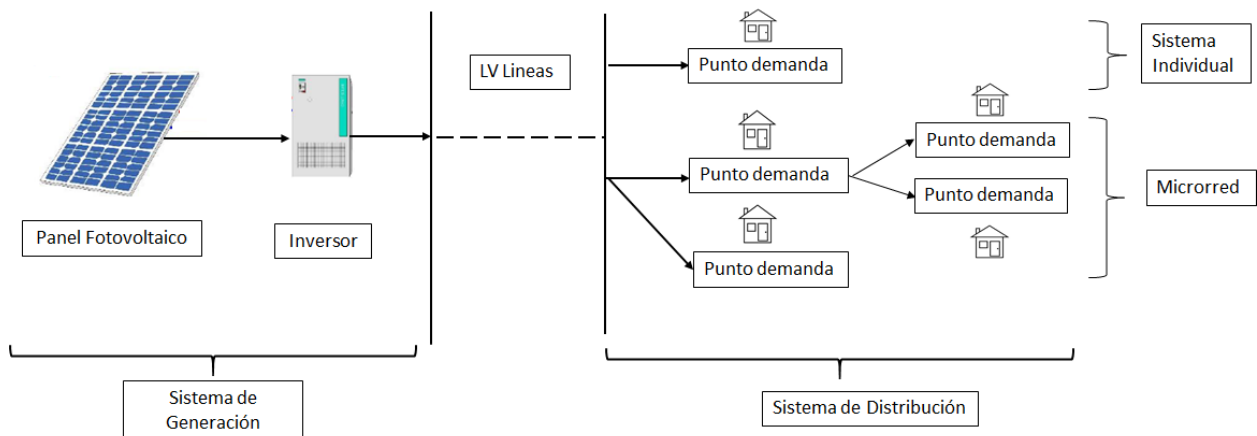


Figura 3.1. Esquema de elementos para el modelo básico [adaptado de Ferrer-Martí et al., 2013]

3.1.2. Modelo matemático básico

A continuación, se detallan los parámetros, las variables, la función objetivo y las restricciones del modelo básico.

Parámetros

- N Número de puntos de demanda.
- L_{pd} Distancia [m] entre los puntos p y d ($p=1, \dots, N$; $d=1, \dots, N$).
- L^{MAX} Máxima distancia [m] para que dos puntos se puedan conectar directamente con un cable.
- E_p Demanda de energía [Wh/día] del punto p ($p=1, \dots, N$).
- P_p Demanda de potencia [W] del punto p ($p=1, \dots, N$).
- Q_p Conjunto de puntos d que pueden ser destino de un cable con origen en el punto p ($p=1, \dots, N$; $d=1, \dots, N$; $p \neq d$; $L_{pd} \leq L^{MAX}$).
- S, NS Tipos de paneles ($s=1, \dots, S$) y número máximo que se puede instalar en un punto.
- ES_s Energía generada [Wh/día] por un panel de tipo s ($s=1, \dots, S$).
- CS_s Coste [\$] de un panel de tipo s ($s=1, \dots, S$).
- I Tipos de inversores ($i=1, \dots, I$).
- PI_i Potencia [W] de un inversor de tipo i ($i=1, \dots, I$).
- CI_i Coste [\$] de un inversor de tipo i ($i=1, \dots, I$).
- CC Coste [\$m] de los cables para las microrredes, incluida la infraestructura de soporte.

Variables

- $x_{s_{ps}} \in \mathbb{Z}^+$ Numero de paneles tipo s instalados en el punto p ($p=1, \dots, N$; $s=1, \dots, S$).
- $x_{i_{pi}} \in \mathbb{Z}^+$ Numero de inversores tipo i instalados en el punto p ($p=1, \dots, N$; $i=1, \dots, I$).
- $f_{e_{pd}} \in \mathbb{R}^+$ Flujo de energía [Wh/día] entre los puntos p y d ($p=1, \dots, N$; $d \in Q_p$).
- $f_{p_{pd}} \in \mathbb{R}^+$ Flujo de potencia [W] entre los puntos p y d ($p=1, \dots, N$; $d \in Q_p$).
- $x_{g_p} \in \{0; 1\}$ 1 si se instala, al menos, un panel en el punto p ($p=1, \dots, N$); y 0 en caso contrario.
- $x_{c_{pd}} \in \{0; 1\}$ 1 si un cable conecta los puntos p y d ($p=1, \dots, N$; $d \in Q_p$); y 0 en caso contrario.

Función objetivo

La función objetivo (b1) busca minimizar el coste de la inversión en el proyecto de electrificación, incluidos los paneles fotovoltaicos, los inversores y los cables de las microrredes instaladas.

$$[MIN] Z = \sum_{p=1}^N \sum_{s=1}^S CS_s \cdot x_{s_{ps}} + \sum_{p=1}^N \sum_{i=1}^I CI_i \cdot x_{i_{pi}} + \sum_{p=1}^N \sum_{d \in Q_p} L_{pd} \cdot CC \cdot x_{c_{pd}} \quad (b1)$$

Restricciones

Las restricciones (b2) y (b3) definen la ubicación de los paneles fotovoltaicos en los puntos de generación. Si hay, al menos, un panel en el punto p , este punto de generación ($xg_p = 1$); de lo contrario, será un punto de no generación suministrado a través de una microrred ($xg_p = 0$). Las restricciones (b4) y (b5) representan los balances de energía y potencia, respectivamente, para satisfacer los requisitos de electricidad de cada punto de demanda. La energía (potencia) suministrada al punto p a través de los paneles fotovoltaicos (inversores) o los cables de microrred de entrada, debe ser mayor o igual que la demanda de energía (potencia) del punto p más la energía (potencia) suministrada a través de los cables de microrred de salida. Las restricciones (b6) y (b7) relacionan los flujos de energía y potencia, respectivamente, entre cada par de puntos p y d , con la existencia de un cable de microrred que conecta dichos puntos. La estructura radial de las microrredes se define en la restricción (b8). Así, cada punto p solo puede tener un cable de entrada, excepto los puntos de generación que no pueden tener ninguno. Por el contrario, la cantidad de cables de salida de los puntos no está limitada. Finalmente, la restricción (b9) obliga a los inversores a ubicarse solo en los puntos de generación.

$$\sum_{s=1}^S xs_{ps} \leq NS \cdot xg_p \quad p = 1, \dots, N \quad (b2)$$

$$\sum_{s=1}^S xs_{ps} \geq xg_p \quad p = 1, \dots, N \quad (b3)$$

$$\sum_{q=1|p \in Q_q}^N fe_{qp} + \sum_{s=1}^S ES_s \cdot xs_{ps} \geq E_p + \sum_{d \in Q_p} fe_{pd} \quad p = 1, \dots, N \quad (b4)$$

$$\sum_{q=1|p \in Q_q}^N fp_{qp} + \sum_{i=1}^I PI_i \cdot xi_{pi} \geq P_p + \sum_{d \in Q_p} fp_{pd} \quad p = 1, \dots, N \quad (b5)$$

$$fe_{pd} \leq \sum_{j=1}^N E_j \cdot xc_{pd} \quad p = 1, \dots, N; d \in Q_p \quad (b6)$$

$$fp_{pd} \leq \sum_{j=1}^N P_j \cdot xc_{pd} \quad p = 1, \dots, N; d \in Q_p \quad (b7)$$

$$\sum_{q=1|p \in Q_q}^N xc_{qp} + xg_p \leq 1 \quad p = 1, \dots, N \quad (b8)$$

$$xi_{pi} \leq \frac{\sum_{j=1}^N P_j}{PI_i} \cdot xg_p \quad p = 1, \dots, N; i = 1, \dots, I \quad (b9)$$

3.2. Modelo completo

El modelo básico anterior asume una serie de simplificaciones, que si bien persiguen obtener un modelo que acelere la resolución para realizar numerosos experimentos computacionales, limita su aplicación a proyectos reales. En este apartado, en cambio, se propone un modelo de PLEM completo que permite diseñar, a mínimo coste, proyectos de electrificación rural con energía eólica y fotovoltaica teniendo en cuenta las distintas características y condicionantes de los equipos. Este modelo está basado en Ferrer-Martí et al. [2013], aunque realizando algunos ajustes técnicos: se incorpora un regulador eólico dentro de cada aerogenerador, se reajusta el cálculo de los rendimientos de baterías e inversores, y se ajusta el límite de inversores a instalar en un punto.

3.2.1. Consideraciones técnicas

En la Figura 3.2 se presenta el esquema de los elementos incluidos en los sistemas de electrificación diseñados con el modelo completo. Además de las consideraciones descritas en el subapartado 3.1.1, se incluye:

- **Generación eólica:** las turbinas eólicas producen energía mediante la transformación del viento en electricidad. Los aerogeneradores sólo se pueden instalar en los puntos de demanda, para evitar robos, y existe una limitación en el número de turbinas que se pueden colocar en un mismo punto, por cuestiones de espacio.
- **Reguladores:** se consideran tanto reguladores solares como eólicos. En ambos casos, protegen a las baterías de sobrecargas y descargas profundas. En el caso de los eólicos, se consideran incluidos en los propios aerogeneradores y transforman la corriente alterna de las turbinas en corriente continua, con que se almacena en las baterías.
- **Baterías:** la energía generada por los paneles y los aerogeneradores se almacena en un banco de baterías. Las baterías solo se pueden ubicar en los puntos de generación para evitar robos, junto con los reguladores y los inversores.

- Medidor: mide la energía consumida en por los puntos de microrred, para evitar que un usuario se adueñe de todo el consumo en detrimento de los demás. En los puntos individuales, este dispositivo no es necesario ya que la energía que se puede consumir es la que se obtiene directamente de los equipos instalados en dichos puntos.
- Especificaciones técnicas: se incluyen también características técnicas como la autonomía del sistema, los rendimientos, la descarga máxima de las baterías, etc.

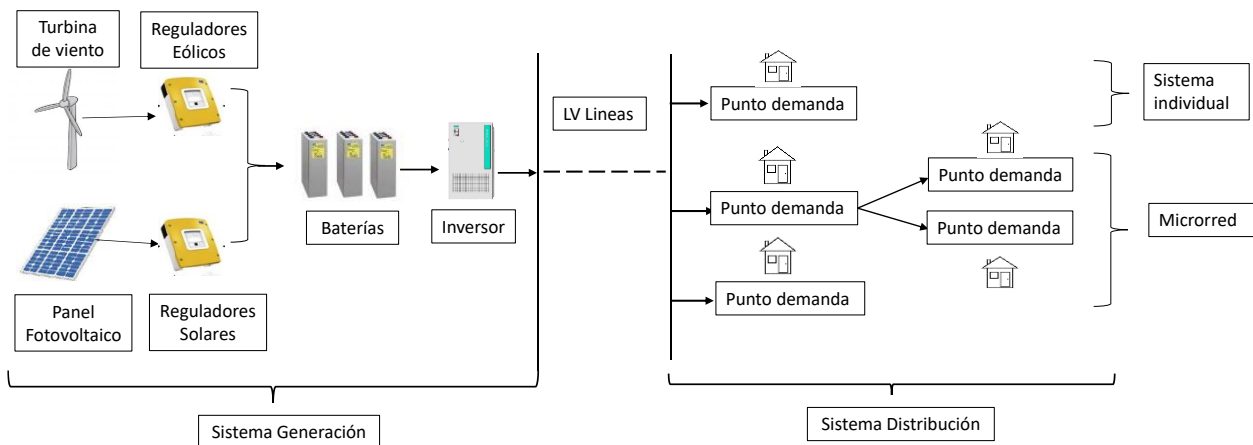


Figura 3.2. Esquema de elementos para el modelo completo [adaptado de Ferrer-Martí et al., 2013]

3.2.2. Modelo matemático completo

A continuación, se detallan los parámetros, las variables, la función objetivo y las restricciones del modelo completo.

Parámetros

N Número de puntos de demanda.

L_{pd} Distancia [m] entre los puntos p y d ($p=1, \dots, N$; $d=1, \dots, N$).

L^{MAX} Máxima distancia [m] para que dos puntos se puedan conectar directamente con un cable.

E_p Demanda de energía [Wh/día] del punto p ($p=1, \dots, N$).

P_p Demanda de potencia [W] del punto p ($p=1, \dots, N$).

Q_p Conjunto de puntos d que pueden ser destino de un cable con origen en el punto p ($p=1, \dots, N$; $d=1, \dots, N$; $p \neq d$; $L_{pd} \leq L^{MAX}$).

A, NA Tipos de aerogeneradores ($a=1, \dots, A$) y número máximo que se puede instalar en un punto.

- EA_{pa} Energía generada [Wh/día] por un aerogenerador del tipo a situado en el punto p ($p=1, \dots, N$; $a=1, \dots, A$).
- CA_a Coste [\$] de un aerogenerador del tipo a ($a=1, \dots, A$), incluyendo el coste de un regulador adecuado según la potencia.
- S, NS Tipos de paneles ($s=1, \dots, S$) y número máximo que se pueden instalar en un punto.
- ES_s Energía generada [Wh/día] por un panel de tipo s ($s=1, \dots, S$).
- PS_s Potencia [W] de un panel de tipo s ($s=1, \dots, S$).
- CS_s Coste [\$] de un panel de tipo s ($s=1, \dots, S$).
- Z Tipos de reguladores solares ($z=1, \dots, Z$).
- PZ_z Potencia máxima [W] de un regulador solar de tipo z ($z=1, \dots, Z$).
- CZ_z Coste [\$] de un regulador solar de tipo z ($z=1, \dots, Z$).
- B Tipos de baterías ($b=1, \dots, B$).
- EB_b Capacidad [Wh] de una batería de tipo b ($b=1, \dots, B$).
- CB_b Coste [\$] de una batería de tipo b ($b=1, \dots, B$).
- η_b Rendimiento [fracción unitaria] de las baterías.
- DB Factor de descarga [fracción unitaria] de las baterías, para no empeorar su vida útil.
- VB Autonomía requerida [días] de las baterías.
- I Tipos de inversores ($i=1, \dots, I$).
- PI_i Potencia [W] de un inversor de tipo i ($i=1, \dots, I$).
- CI_i Coste [\$] de un inversor de tipo i ($i=1, \dots, I$).
- η_i Rendimiento [fracción unitaria] de los inversores.
- CM Coste [\$] de un medidor.
- C Tipos de cables ($c=1, \dots, C$).
- RC_c Resistencia eléctrica [Ω/m] de un cable de tipo c ($c=1, \dots, C$).
- IC_c Intensidad máxima admisible [A] de un cable de tipo c ($c=1, \dots, C$).
- CC_c Coste [\$/m] de un cable de tipo c ; $c=1, \dots, C$, incluido la infraestructura de soporte.
- η_c Rendimiento [fracción unitaria] de los cables.
- V^N Tensión nominal [V].
- V^{MIN} Tensión mínima [V] por debajo de la que ningún punto de demanda puede estar.
- V^{MAX} Tensión máxima [V] por encima de la que ningún punto de demanda puede estar.

Variables

- $xa_{pa} \in \mathbb{Z}^+$ Numero de aerogeneradores tipo a instalados en el punto p ($p=1, \dots, N$; $a=1, \dots, A$).

$xs_{ps} \in \mathbb{Z}^+$	Numero de paneles tipo s instalados en el punto p ($p=1, \dots, N; s=1, \dots, S$).
$xz_{pz} \in \mathbb{Z}^+$	Numero de reguladores tipo z instalados en el punto p ($p=1, \dots, N; z=1, \dots, Z$).
$xb_{pb} \in \mathbb{Z}^+$	Numero de baterías tipo b instaladas en el punto p ($p=1, \dots, N; b=1, \dots, B$).
$xi_{pi} \in \mathbb{Z}^+$	Numero de inversores tipo i instalados en el punto p ($p=1, \dots, N; i=1, \dots, I$).
$fe_{pd} \in \mathbb{R}^+$	Flujo de energía [Wh/día] entre los puntos p y d ($p=1, \dots, N; d \in Q_p$).
$fp_{pd} \in \mathbb{R}^+$	Flujo de potencia [W] entre los puntos p y d ($p=1, \dots, N; d \in Q_p$).
$v_p \in \mathbb{R}^+$	Tensión [V] en el punto p ($p=1, \dots, N \mid v_p \in [V^{MIN}, V^{MAX}]$).
$xg_p \in \{0;1\}$	1 si se instala algún generador en el punto p ($p=1, \dots, N$); y 0 en caso contrario.
$xc_{pdc} \in \{0;1\}$	1 si un cable tipo c conecta los puntos p y d ($p=1, \dots, P; d \in Q_p; c=1, \dots, C$); y 0 en caso contrario.
$xm_p \in \{0;1\}$	1 si se instala un medidor en el punto p ($p=1, \dots, N$); y 0 en caso contrario.

Función objetivo

La función objetivo (c1) busca minimizar el coste de la inversión en el proyecto de electrificación, incluidos los aerogeneradores, los paneles fotovoltaicos, los reguladores solares, las baterías, los inversores, los medidores y los cables de las microrredes instaladas.

$$\begin{aligned}
 [MIN]Z = & \sum_{p=1}^N \sum_{a=1}^A CA_a \cdot xa_{pa} + \sum_{p=1}^N \sum_{s=1}^S CS_s \cdot xs_{ps} + \sum_{p=1}^N \sum_{z=1}^Z CZ_z \cdot xz_{pz} + \sum_{p=1}^N \sum_{b=1}^B CB_b \cdot xb_{pb} + \\
 & \sum_{p=1}^N \sum_{i=1}^I CI_i \cdot xi_{pi} + \sum_{p=1}^N CM \cdot xm_p + \sum_{p=1}^N \sum_{d \in Q_p} \sum_{c=1}^C L_{pd} \cdot CC_c \cdot xc_{pdc}
 \end{aligned} \tag{c1}$$

Restricciones

Las restricciones (c2) y (c3) definen como puntos de generación ($xg_p = 1$) aquellos donde se instala, al menos, un aerogenerador o un panel fotovoltaico, respectivamente. En contraposición, la restricción (c4) fuerza como puntos de no generación ($xg_p = 0$) aquellos donde no hay ningún generador. Las restricciones (c5) y (c6) llevan a cabo los balances de energía y potencia en cada punto de demanda, para cubrir la demanda. Así, la energía (potencia) suministrada al punto p a través de aerogeneradores y paneles (inversores), teniendo en cuenta los rendimientos, o los cables de entrada de la microrred, debe ser mayor o igual que la demanda de energía (potencia) del punto

p más la energía (potencia) suministrada a través de los cables de salida de la microrred. Nótese que la demanda de energía (potencia) va multiplicada por un factor que habilita o desactiva el rendimiento de los cables, según si el punto es de microrred o de generación, respectivamente. La restricción (c7) permite dimensionar la capacidad de las baterías instaladas en los puntos de generación, que debe ser suficiente para cubrir la demanda del propio punto p y los suministrados a través de los cables de salida de la microrred. La restricción tiene en cuenta la autonomía requerida, el factor de descarga de las baterías y los rendimientos de los equipos.

$$\sum_{a=1}^A xa_{pa} \leq NA \cdot xg_p \quad p = 1, \dots, N \quad (c2)$$

$$\sum_{s=1}^S xs_{ps} \leq NS \cdot xg_p \quad p = 1, \dots, N \quad (c3)$$

$$\sum_{a=1}^A xa_{pa} + \sum_{s=1}^S xs_{ps} \geq xg_p \quad p = 1, \dots, N \quad (c4)$$

$$\sum_{q=1}^N fe_{qp} + \eta b \cdot \eta i \left(\sum_{a=1}^A EA_{pa} \cdot xa_{pa} + \sum_{s=1}^S ES_s \cdot xs_{ps} \right) \geq E_p \left(\frac{1}{\eta c} + \left(1 - \frac{1}{\eta c} \right) xg_p \right) + \sum_{d \in Q_p} fe_{pd} \quad p = 1, \dots, N \quad (c5)$$

$$\sum_{q=1}^N fp_{qp} + \sum_{i=1}^I PI_i \cdot xi_{pi} \geq P_p \left(\frac{1}{\eta c} + \left(1 - \frac{1}{\eta c} \right) xg_p \right) + \sum_{d \in Q_p} fp_{pd} \quad p = 1, \dots, N \quad (c6)$$

$$\frac{DB \cdot \eta b \cdot \eta i}{VB} \sum_{b=1}^B EB_b \cdot xb_{pb} + \left(\sum_{j=1}^N \frac{E_j}{\eta c} \right) (1 - xg_p) \geq E_p + \sum_{d \in Q_p} fe_{pd} \quad p = 1, \dots, N \quad (c7)$$

Las restricciones (c8) y (c9) relacionan los flujos de energía y potencia, respectivamente, entre cada par de puntos p y d , con la existencia de un cable entre dichos puntos. La estructura radial de las microrredes se establece en la restricción (c10), según la cual cada punto p solo puede tener un cable de entrada, excepto los de generación que no pueden tener ninguno. La restricción (c11) define la caída de tensión entre cada par de puntos conectados con un cable; mientras que la restricción (c12) hace lo propio con la intensidad máxima del cable. La potencia de los reguladores solares se dimensiona en función de la potencia de los paneles instalados en dicho punto (c13). La restricción (c14) define que los inversores solo se pueden instalar en los puntos de generación. Finalmente, las restricciones (c15) y (c16) fuerzan que los medidores se instalen en todos los puntos conectados a una microrred.

$$fe_{pd} \leq \left(\sum_{j=1}^N \frac{E_j}{\eta c} \right) \sum_{c=1}^C xc_{pdc} \quad p = 1, \dots, N; d \in Q_p \quad (c8)$$

$$fp_{pd} \leq \left(\sum_{j=1}^N \frac{P_j}{\eta c} \right) \sum_{c=1}^C xc_{pdc} \quad p = 1, \dots, N; d \in Q_p \quad (c9)$$

$$\sum_{q=1}^N \sum_{p \in Q_q} \sum_{c=1}^C xc_{qpc} + xg_p \leq 1 \quad p = 1, \dots, N \quad (c10)$$

$$v_p - v_d \geq \frac{L_{pd} \cdot RC_c \cdot fp_{pd}}{V^N} - (V^{MAX} - V^{MIN}) (1 - xc_{pdc}) \quad p = 1, \dots, N; d \in Q_p; c = 1, \dots, C \quad (c11)$$

$$\frac{fp_{pd}}{V^N} - \left(\sum_{j=1}^N \frac{P_j}{V^{MIN} \cdot \eta c} \right) (1 - xc_{pdc}) \leq IC_c \quad p = 1, \dots, N; d \in Q_p; c = 1, \dots, C \quad (c12)$$

$$\sum_{z=1}^Z PZ_z \cdot xz_{pz} \geq \sum_{s=1}^S PS_s \cdot xs_{ps} \quad p = 1, \dots, N \quad (c13)$$

$$xi_{pi} \leq \frac{\sum_{j=1}^N P_j}{PI_i} \cdot xg_p \quad p = 1, \dots, N; i = 1, \dots, I \quad (c14)$$

$$\sum_{d \in Q_p} \sum_{c=1}^C xc_{pdc} \leq (N-1) \cdot xm_p \quad p = 1, \dots, N \quad (c15)$$

$$\sum_{q=1}^N \sum_{p \in Q_q} \sum_{c=1}^C xc_{qpc} \leq xm_p \quad p = 1, \dots, N \quad (c16)$$

4. Modelización de la demanda considerando incertidumbre

En el capítulo anterior, se han presentado dos modelos deterministas que consideran la demanda como un dato concreto. Sin embargo, la estimación de la demanda es un proceso complejo y que está sujeto a incertidumbre. Por ello, en este capítulo se propone cómo considerar y modelizar la incertidumbre en la demanda utilizando la lógica difusa. En el apartado 4.1, se describe la problemática de estimar la demanda de energía y potencia para poblaciones que acceden a la electricidad por primera vez y el impacto que esto tiene en el diseño y el coste del proyecto. En el apartado 4.2, se ilustra el impacto de la incertidumbre en la energía y potencia en el coste de los proyectos de electrificación. Luego, en el apartado 4.3, se introduce la teoría de la lógica difusa, así como algunas técnicas habituales para incorporarla en los problemas de optimización. Finalmente, en el apartado 4.4, se detalla cómo integrar la lógica difusa para estimar la demanda de energía y potencia y, por extensión, en el coste de los proyectos de electrificación rural.

4.1. Incertidumbre en la estimación de la demanda

Determinar las necesidades eléctricas de una población sin electrificar es un proceso complejo [Riva et al., 2019]. Para ello, se requiere de información cuantitativa y cualitativa sobre las características de la comunidad y su población, las fuentes de energía antes de la electrificación y los posibles usos futuros de la electricidad. El objetivo final es definir unos valores de uso de energía (habitualmente diaria, en este tipo de proyectos [Doménech et al., 2014] y potencia pico para cada punto de demanda. Este proceso lo llevan a cabo comúnmente personal del área de la sociología, a partir de su experiencia, aunque a menudo sin una metodología estandarizada, puesto que la evaluación depende de cada caso de estudio particular [Gupta, 2003]. A continuación, se resumen algunas de las principales dificultades a tener en cuenta cuando se determina la demanda.

Para obtener información de una comunidad, se pueden utilizar algunas herramientas y medios que faciliten la interacción con la población, al tiempo que se identifiquen las necesidades energéticas de cada persona y se evite que la opinión de unos pocos (generalmente, líderes comunitarios hombres) dominen sobre el resto. En este sentido, es necesario considerar información general extraída de bases de datos locales y/o regionales sobre la comunidad, pero también información específica extraída de encuestas, entrevistas individuales y reuniones con la población en conjunto y por grupos (mujeres, hombres, niños, etc.).

En cuanto al entorno, debe tenerse en cuenta la climatología [Schäfer et al., 2011], que puede influir en los hábitos de consumo de la población; así como la existencia de comunidades cercanas (y si éstas tienen electricidad) [Pillot et al., 2019], lo que puede proporcionar indicaciones sobre el uso futuro de la energía. Dentro de la comunidad objetivo, los aspectos a analizar incluyen: el desarrollo de actividades productivas actuales y futuras, y su consumo energético [López-González et al., 2019]; y la configuración y características de las viviendas y otros puntos de demanda que determinan la demanda [Camblong et al., 2009], como el número de habitaciones. Finalmente, se deben analizar las fuentes de energía antes de la electrificación (velas, baterías, etc.) y su uso (horas diarias, temporada, etc.) [Schäfer et al., 2011].

Con toda esta información, es necesario definir en un único valor tanto la demanda diaria de energía (vinculada a la cantidad de electricidad que se puede consumir durante el día) como la potencia máxima (asociada a los dispositivos que se pueden conectar simultáneamente). Como puede suponerse, este proceso no es en absoluto sencillo y está sujeto a un nivel de incertidumbre significativo, más aún si se quiere que el valor final sea válido durante toda la vida útil del proyecto. Con todo, resumir la información anterior en un único valor de energía y potencia (y, en consecuencia, un coste del proyecto de electrificación) puede conducir a soluciones poco robustas.

En cambio, en vez de un único valor, resulta más adecuado definir un rango de valores dentro de los cuales tiene sentido llevar a cabo la electrificación. Este rango abarcaría los valores que se estimarían potencialmente adecuados de cobertura de demanda, alrededor de la media de las estimaciones que se hayan obtenido. Con este rango, y con sus valores mínimo y máximo, es estarían estableciendo la demanda mínima requerida en el proyecto, y la máxima demanda potencial. Estos valores serán lo que en esta tesis doctoral se denominaran demanda esencial y una demanda mejorada. El caso esencial es una demanda de energía y potencia básica, por debajo de la cual el proyecto no sería aconsejable porque las expectativas de la población no se cumplirían. Por el contrario, el caso mejorado es una demanda por encima de la cual la población no utilizaría el exceso, al tener todas sus necesidades cubiertas. Entre ambos valores, se debe buscar un equilibrio entre soluciones caras con un alto suministro de energía y soluciones baratas con un suministro limitado de energía y potencia.

Estas variaciones en la demanda pueden influir significativamente en el coste del proyecto. Además, el tamaño escalonado de los equipos de generación y almacenamiento, así como la existencia de economías de escala en dichos equipos, pueden ocasionar que incluso pequeñas

variaciones en la demanda cubierta tengan un impacto significativo en el coste del proyecto de electrificación; o, al contrario, que un pequeño aumento del presupuesto disponible permita el uso de equipos mucho más potentes. Por ejemplo, si se consideran dos tamaños de paneles fotovoltaicos disponibles para un proyecto (energía: 50 y 100 Wh/día), bajo un enfoque determinista de la demanda, un consumo de 51 Wh/día requeriría el segundo panel (lógicamente, más caro). En cambio, si se utilizase el primer panel (50 Wh/día) el impacto en el punto de demanda sería mínimo, mientras que el ahorro de coste podría ser significativo (aproximadamente la mitad, si se asume linealidad en el precio de los paneles). Como puede observarse, si bien el origen de la incertidumbre viene causado por la estimación de la demanda de energía y potencia, lo cierto es que el coste del proyecto también es incierto.

4.2. Influencia de la incertidumbre en el coste de los proyectos

En este apartado se ilustra cómo la incertidumbre en la estimación de la demanda de energía y potencia de los usuarios tiene un impacto en el coste de los proyectos de electrificación. Para ello, se considera el modelo de PLEM determinista completo y se incluyen unas modificaciones para considerar distintos valores de demanda de energía y potencia (subapartado 4.2.1). Posteriormente, se muestra un experimento computacional que evidencia el impacto en el coste de la solución para un ejemplo ilustrativo (subapartado 4.2.2).

4.2.1. Cambios en el modelo matemático completo

Como se ha explicado en el apartado 4.1, en vez de trabajar con un valor concreto de demanda, resulta preferible para los promotores de proyectos trabajar con un rango de valores entre una demanda esencial y una demanda mejorada. Lógicamente, al trabajar con distintos valores de demanda, el coste de las soluciones también se ve influido: para menores demandas se obtendrán soluciones más baratas que para mayores demandas. Para ilustrar y cuantificar este efecto, a continuación, se propone un análisis del coste de un proyecto de electrificación para distintos valores de demanda, utilizando el modelo completo desarrollado en el apartado 3.2, que permite obtener soluciones realistas.

Calcular el coste de la solución para distintos valores de demanda se podría realizar directamente con el modelo completo determinista modificando los parámetros de demanda (E_p y P_p) dentro de un rango. Sin embargo, este proceso manual no permite introducir, en un mismo modelo, el rango

de valores a estudiar. Para facilitar estas variaciones y análisis, se proponen unas modificaciones al modelo que reflejen el rango de valores de energía y potencia entre la demanda esencial y la demanda mejorada. Recuérdese que el caso esencial es una demanda por debajo de la cual las expectativas de la población no se cumplirían, mientras que el caso mejorado es una demanda por encima de la cual la población ya tendría todas sus necesidades cubiertas.

Con todo, se sustituyen los parámetros de demanda (E_p y P_p) del modelo completo por los parámetros de demanda esencial de energía (E_p^{MIN}) y potencia (P_p^{MIN}) y por los parámetros de demanda mejorada de energía (E_p^{MAX}) y potencia (P_p^{MAX}). Además, se añade el parámetro λ que permiten ajustar el cumplimiento de la demanda. Estos cambios en los parámetros permiten modificar los balances de energía (c5) y potencia (c6) del modelo completo. Así, las nuevas restricciones (c5') y (c6') permiten ajustar el cumplimiento con la demanda de energía y potencia, respectivamente, en función del parámetro λ . Para $\lambda=0$, las restricciones equivalen a cumplir con la demanda esencial (E_p^{MIN} y P_p^{MIN}); mientras que para $\lambda=1$, las restricciones equivalen a cumplir con la demanda mejorada (E_p^{MAX} y P_p^{MAX}). Para valores intermedios de λ , se puede ajustar la demanda de forma progresiva dentro del rango de esencial a mejorada.

Nuevos parámetros

E_p^{MIN} Demanda esencial de energía [Wh/día] del punto p ($p=1, \dots, N$).

E_p^{MAX} Demanda mejorada de energía [Wh/día] del punto p ($p=1, \dots, N$).

P_p^{MIN} Demanda esencial de potencia [W] del punto p ($p=1, \dots, N$).

P_p^{MAX} Demanda mejorada de potencia [W] del punto p ($p=1, \dots, N$).

λ Parámetro para ajustar la demanda entre los valores esencial y mejorado.

Modificaciones en las restricciones

$$\sum_{q=1}^N fe_{qp} + \eta b \cdot \eta i \left(\sum_{a=1}^A EA_{pa} \cdot xa_{pa} + \sum_{s=1}^S ES_s \cdot xs_{ps} \right) \geq \left[E_p^{MIN} + \lambda (E_p^{MAX} - E_p^{MIN}) \right] \left(\frac{1}{\eta c} + \left(1 - \frac{1}{\eta c} \right) xg_p \right) + \sum_{d \in Q_p} fe_{pd} \quad p = 1, \dots, N \quad (c5')$$

$$\sum_{q=1}^N fp_{qp} + \sum_{i=1}^I PI_i \cdot xi_{pi} \geq \left[P_p^{MIN} - \lambda (P_p^{MAX} - P_p^{MIN}) \right] \left(\frac{1}{\eta c} + \left(1 - \frac{1}{\eta c} \right) xg_p \right) + \sum_{d \in Q_p} fp_{pd} \quad p = 1, \dots, N \quad (c6')$$

4.2.2. Variación del coste con modificaciones de demanda

Utilizando los cambios explicados del modelo completo, se realiza un experimento computacional para estudiar el coste de las soluciones obtenidas con distintos valores de demanda. Para ello, se utiliza una comunidad real de la zona andina peruana, con dos escenarios para el rango de valores de demanda esencial a mejorada: una gran variación y una variación pequeña. Así, se puede analizar cómo varía coste, tanto con pequeñas como grandes variaciones de demanda.

- Gran variación: demanda esencial (E_p^{MIN} : 200 Wh/día; P_p^{MIN} : 250 W) vs. demanda mejorada (E_p^{MAX} : 300 Wh/día; P_p^{MAX} : 500 W).
- Pequeña variación: demanda esencial (E_p^{MIN} : 280 Wh/día; P_p^{MIN} : 230 W) vs. demanda mejorada (E_p^{MAX} : 300 Wh/día; P_p^{MAX} : 250 W).
- Modificaciones del parámetro λ : desde 0 hasta 1 con incrementos de 0,2.

El resto de los datos utilizados en la experimentación no se han incluido aquí debido a que no son relevantes para este análisis; pero son los mismos que se usan y se muestran en los siguientes capítulos (véase capítulo 6.2.3.). Para la experimentación, se utiliza el programa CPLEX 12.6 en un ordenador de 2,00 GHz, CPU Intel Core i3-6006U, con 6,00 GB de RAM, imponiendo un máximo de 1h de cálculo para cada instancia. La Tabla 4.1 resume los resultados obtenidos.

Tabla 4.1. Resultados al variar el cumplimiento de la demanda con el modelo completo

	Energía 200 a 300 [Wh/día]		Energía 280 a 300 [Wh/día]		
	Potencia 250 a 500 [W]	Potencia 230 a 250 [W]	Potencia 250 a 500 [W]	Potencia 230 a 250 [W]	
λ	Coste [\$]	Coste [\$]	λ	Coste [\$]	Coste [\$]
0,0	44.989	45.112	0,0	52.155	51.886
0,2	45.688	45.565	0,2	52.547	51.598
0,4	51.590	51.090	0,4	52.888	51.919
0,6	62.226	51.819	0,6	62.619	52.080
0,8	62.431	51.875	0,8	62.545	51.796
1,0	62.706	52.078	1,0	62.706	52.078

Al observar los resultados de la Tabla 4.1 se pueden extraer dos conclusiones:

- El coste de las soluciones puede variar de forma significativa, tanto para pequeñas modificaciones de demanda como para grandes variaciones. Además, las variaciones de coste no son proporcionales debido a la discontinuidad de los equipos de generación. En algunos casos, un incremento de 0,2 en el parámetro λ apenas influye en el coste (ej.: de 0,0 a 0,2). En otros casos, el mismo incremento tiene un impacto muy significativo (ej.: de 0,4 a 0,6). Con todo, se ilustra cómo la incertidumbre en la estimación de la demanda de energía y potencia, tiene un impacto en que el coste de la solución también es incierto.
- Algunos resultados no parecen congruentes. Por ejemplo, para $\lambda=0,6$ en la tercera columna se obtiene un coste de \$62.619, ligeramente superior a $\lambda=0,8$ (coste \$62.545), cuando debería ser inferior o igual al tener una menor demanda. Estas incongruencias se deben a que las soluciones obtenidas tras 1h de cálculo no son óptimas. Así, al querer realizar numerosos experimentos en esta tesis, se pone de manifiesto la necesidad de un modelo básico que se pueda resolver rápidamente, tal como se ha propuesto en el apartado 3.1.

4.3. Lógica difusa

La lógica difusa fue desarrollada por Zadeh [1965] para gestionar la ambigüedad e imprecisión cuando se trabaja con modelos matemáticos, entre otras aplicaciones. Habitualmente, los modelos deterministas se basan en un enfoque binario (sí-no o 0-1) para describir si un elemento pertenece o no a un conjunto [McBratney & Odeh, 1997]. Por ejemplo, un determinado número puede pertenecer o no a un conjunto de valores dado. En cambio, bajo la perspectiva de la lógica difusa, la pertenencia puede no ser estrictamente cierta ni falsa, sino parcialmente cierta o parcialmente falsa [Bobillo & Straccia, 2013]. Por ejemplo, la clasificación de una persona concreta como alta será parcialmente cierta según su altura.

Matemáticamente, el grado de pertenencia a un conjunto puede evaluarse en una escala de 0 a 1. Así, en el enfoque clásico determinista, la pertenencia del elemento x al conjunto A se describe mediante la siguiente función de pertenencia:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in A \\ 0 & \text{si } x \notin A \end{cases}$$

Nótese que el valor 0 representa la no pertenencia y el valor 1 la pertenencia absoluta. En cambio, en un entorno difuso se permiten grados de pertenencia, de forma que la función de pertenencia tiene un recorrido en el rango de valores reales entre 0 y 1.

Aunque, en principio, cualquier función podría ser válida para definir entornos difusos, en la práctica hay ciertas funciones típicas que se suelen usar, tanto por la facilidad de cómputo que su uso conlleva como por su estructura lógica. La Figura 4.1 muestra 3 ejemplos: triangular (i, izquierda), trapezoidal (ii, centro) y gaussiana (iii, derecha). En cada caso, se detalla el esquema ilustrativo, así como la función matemática asociada. La curva oscura indica para cada valor x del universo de posibles valores el grado de pertenencia al conjunto A .

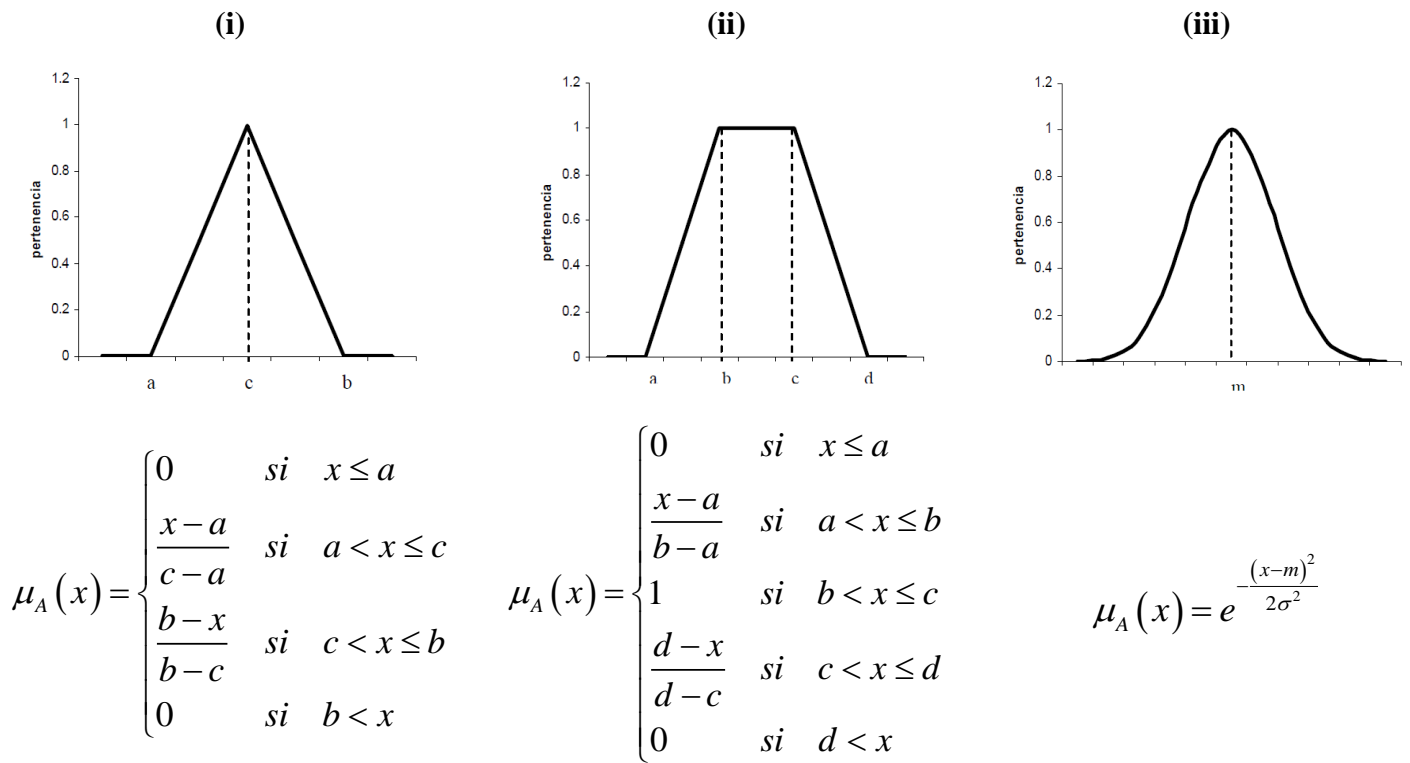


Figura 4.1. Funciones de pertenencia: (i) triangular, (ii) trapezoidal, (iii) gaussiana [adaptado de McBratney & Odeh, 1997]

Las funciones anteriores han sido utilizadas en la literatura para distintas aplicaciones [Bilgen, 2010; Mula et al., 2008; Peidro et al., 2009; Monicka et al., 2011]. Sin embargo, son de utilidad para casos en los que la pertenencia está acotada para un conjunto de valores. Por ejemplo, siguiendo con el caso de la altura y suponiendo una valoración trapezoidal se haría la evaluación siguiente. Para menos 1,60 m (a) o más de 1,90 m (a) un hombre no pertenece al conjunto alto sino

a los conjuntos medio o muy alto, respectivamente. Para valores entre 1,70 y 1,80 m seguro que un hombre se clasifica como alto. Finalmente, para valores entre 1,60 y 1,70 m o entre 1,80 y 1,90 m la evaluación es más subjetiva y por eso se utiliza una interpolación lineal entre 0 y 1.

Ahora bien, la problemática de la estimación de la demanda descrita en el apartado anterior es ligeramente distinta. En este caso, se busca que la función de pertenencia describa el grado de satisfacción de los usuarios del proyecto con el suministro eléctrico. Así, por debajo de la demanda esencial, no se cubren las necesidades básicas de la población y su satisfacción será nula sea cual sea el suministro. En el otro extremo, por encima de la demanda mejorada, la población ya ha cubierto sus necesidades y está totalmente satisfecha, por lo que mayores suministros no aportan mayor satisfacción. Entre ambos valores (esencial y mejorada) se puede asumir una progresión lineal. Para trabajar con este tipo de situaciones, existen las funciones *left-shoulder* y *right-shoulder* [Bobillo & Straccia, 2008]. En la Figura 4.2 se muestran gráfica y matemáticamente ambos casos y en el apartado siguiente se detalla cómo aplicarlas al problema de estudio.

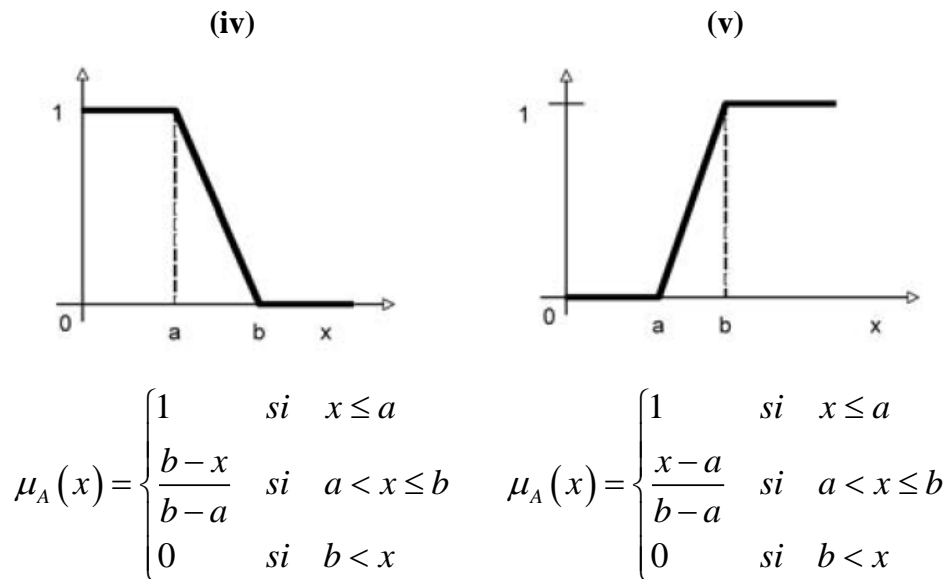


Figura 4.2. Funciones de pertenencia: (iv) *left-shoulder* y (v) *right-shoulder* [adaptado de Bobillo & Straccia, 2008].

4.4. Estimación de la demanda mediante lógica difusa

Teniendo en cuenta la incertidumbre en la estimación de la demanda de energía y potencia (apartado 4.1), y su impacto en el coste del proyecto (apartado 4.2), así como las funciones de pertenencia (apartado 4.3), en este apartado se explica incorporar la lógica difusa en el problema

de estudio. El enfoque utilizado, ha sido usada con éxito en distintos entornos y contextos [Mula et al., 2006; Bilgen, 2010; Mendel & Korjani 2018].

4.4.1. Función de pertenencia para la energía

Como se ha explicado anteriormente, en un contexto determinista la demanda de energía se estima como un valor único. Sin embargo, dada la incertidumbre inherente a la estimación, en esta tesis doctoral se propone que la demanda quede delimitada por un rango de valores desde una energía esencial (E^{MIN}), para cubrir necesidades básicas, hasta una energía mejorada (E^{MAX}), que cubre todas las necesidades. Por lo tanto, soluciones cuya energía es menor o igual que el valor esencial tienen una satisfacción nula con respecto a la energía ($\lambda E = 0$). En contraposición, soluciones con un suministro igual o superior a la energía mejorada alcanzan la plena satisfacción ($\lambda E = 1$). Para valores intermedios, se asume una progresión lineal entre 0 y 1, donde x representa la energía suministrada para solución determinada. La Ecuación (A) y la Figura 4.3 representan matemática y gráficamente la función de pertenencia para el coste, respectivamente.

$$\mu_{\lambda E}(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \leq E^{MIN} \\ \frac{x - E^{MIN}}{E^{MAX} - E^{MIN}} & \text{if } E^{MIN} < x < E^{MAX} \\ 1 & \text{if } E^{MAX} \leq x \end{cases} \quad (A)$$

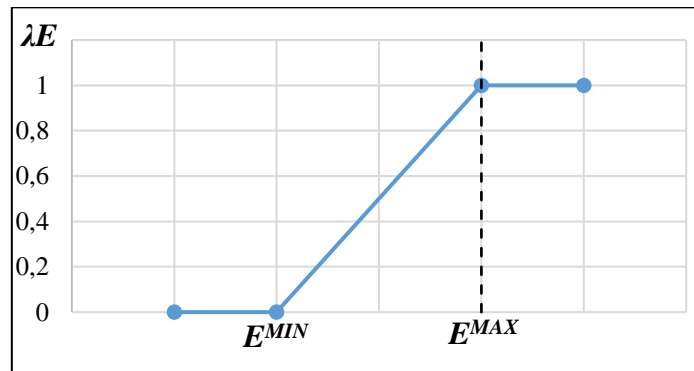


Figura 4.3. Función de pertenencia para la energía

4.4.2. Función de pertenencia para la potencia

La función de pertenencia para la potencia es análoga a la de energía, aunque, lógicamente, considerando su propio rango de valores (P^{MIN} potencia esencial y P^{MAX} potencia mejorada). La

Ecuación (B) y la Figura 4.4 representan matemática y gráficamente la función de pertenencia para el coste, respectivamente.

$$\mu_{\lambda P}(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \leq P^{MIN} \\ \frac{x - P^{MIN}}{P^{MAX} - P^{MIN}} & \text{if } P^{MIN} < x < P^{MAX} \\ 1 & \text{if } P^{MAX} \leq x \end{cases} \quad (B)$$

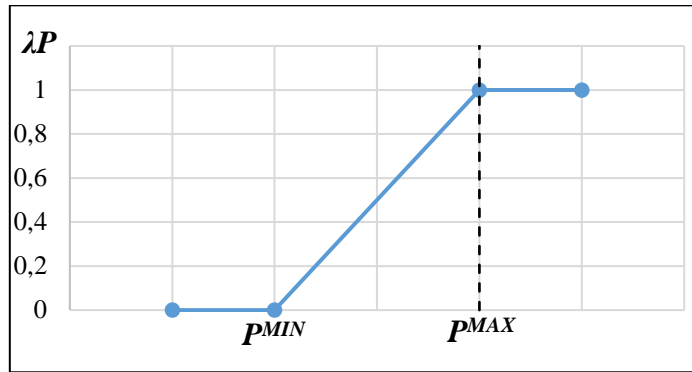


Figura 4.4. Función de pertenencia para la potencia

4.4.3. Función de pertenencia para el coste

Como se ha detallado en el apartado 4.1, la incertidumbre en la demanda de energía y potencia ocasiona que el coste del proyecto de electrificación también sea incierto. Así, para una demanda esencial se obtiene un coste mínimo (C^{MIN}), mientras que para una demanda mejorada se alcanza el máximo coste (C^{MAX}). Con esto, la función de pertenencia para el coste es contrapuesta a las de energía y potencia: para soluciones cuyo coste es menor o igual al valor mínimo, se alcanza la máxima satisfacción ($\lambda C = 1$); y para soluciones con un coste igual o superior al máximo, se alcanza la mínima satisfacción ($\lambda C = 0$). Para valores intermedios, también se asume una progresión lineal. La Ecuación (C) y la Figura 4.5 representan matemática y gráficamente la función de pertenencia para el coste, respectivamente.

$$\mu_{\lambda C}(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \leq C^{MIN} \\ \frac{C^{MAX} - x}{C^{MAX} - C^{MIN}} & \text{if } C^{MIN} < x < C^{MAX} \\ 0 & \text{if } C^{MAX} \leq x \end{cases} \quad (C)$$

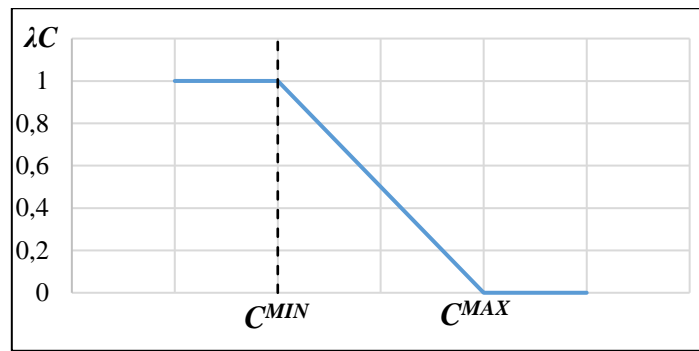


Figura 4.5. Función de pertenencia para el coste

5. Comparación de enfoques difusos de programación matemática

Como se ha visto en el capítulo 4, existe una tendencia opuesta en cuanto a las satisfacciones: a menor satisfacción del coste, mayor satisfacción de la energía y la potencia; y a mayor satisfacción del coste, menor satisfacción de la energía y la potencia. El objetivo es buscar un equilibrio entre la satisfacción de la población respecto al coste, la energía y la potencia, de forma que se alcance la máxima satisfacción global posible. Para esto, se desarrollan modelos de optimización para el diseño de proyectos de electrificación rural, integrando las funciones de pertenencia aquí desarrolladas en el capítulo 4. Los modelos analizarán diferentes enfoques a la hora de definir la satisfacción global y buscar dicho equilibrio.

En este capítulo, se proponen y comparan distintos enfoques basados en lógica difusa para modelizar la incertidumbre en la demanda de energía y potencia, así como en el coste. En primer lugar, se describe la metodología de desarrollo de este capítulo (apartado 5.1). Luego, se detalla cómo se integran los enfoques difusos en el modelo de PLEM básico (apartado 5.2). Posteriormente, se realiza una comparación del desempeño de los enfoques (apartado 5.3). Finalmente, se aplica el mejor enfoque a un caso de estudio (apartado 5.4).

5.1. Metodología para el desarrollo de los modelos difusos

En este capítulo se propone facilitar el diseño de proyectos de electrificación rural a los promotores, integrando la incertidumbre en la estimación de la demanda en el modelo básico determinista. Así, se busca obtener un modelo básico difuso, que sea capaz de encontrar una solución de equilibrio para un rango de valores de demanda, en vez de trabajar con un valor concreto de energía y potencia. El modelo aborda, además, el dimensionado y la ubicación de los equipos simultáneamente. La metodología utilizada para el desarrollo del modelo difuso es:

1. Como punto de partida, se trabaja con el modelo básico determinista desarrollado en el apartado 3.1. Este modelo permite diseñar sistemas de electrificación rural teniendo en cuenta la localización de los usuarios, así como sus requerimientos de energía y potencia. Además, el modelo permite dimensionar los equipos de generación (paneles fotovoltaicos e inversores) y la configuración de la distribución eléctrica (mediante sistemas individuales o microrredes, dependiendo de la dispersión de los puntos de demanda). A su vez, este modelo asume una serie de simplificaciones que aceleran su resolución para facilitar el análisis de las soluciones

obtenidas y acelerar los experimentos computacionales. Este modelo sirve de base para desarrollar los modelos difusos y, además, se utiliza para generar algunos datos de entrada de los modelos difusos.

2. Dado que determinar el mejor enfoque para modelizar la incertidumbre no es una tarea sencilla, se desarrollan y comparan cinco modelos difusos (apartado 5.2). Estos modelos utilizan diferentes enfoques para incluir la incertidumbre a través de unas variables de satisfacción con las demandas de energía y potencia y, en consecuencia, también con el coste del proyecto. Como resultado, cada enfoque equilibra, de manera diferente, la satisfacción de los usuarios con respecto al coste del proyecto y el suministro de energía y potencia. Los primeros tres enfoques se basan en la revisión de la literatura, mientras que los otros dos son completamente nuevos y adaptados al problema de estudio. Además, se replican los cinco enfoques, estudiando dos supuestos: satisfacción mínima (el foco se pone en el punto de demanda menos satisfecho) y satisfacción promedio (el foco se pone en todos los puntos de demanda globalmente).
3. Para identificar el mejor modelo difuso, se evalúa su desempeño a través de un experimento computacional (apartado 5.3). El experimento compara los resultados de los cinco enfoques, considerando los dos supuestos, así como diferentes rangos de incertidumbre con respecto a la estimación de la demanda. Los resultados permiten determinar el enfoque más adecuado, tanto por la calidad de las soluciones obtenidos como por su sencillez para facilitar el análisis de resultados a los promotores de proyectos.
4. Finalmente, se valida el mejor de los enfoques mediante su aplicación para el diseño del sistema de electrificación de dos comunidades reales ubicadas en la sierra peruana (apartado 5.4). Así, las soluciones obtenidas con el mejor enfoque se comparan con las soluciones que se habrían obtenido sin incluir la incertidumbre (con el modelo básico y estimando la demanda de forma determinista). Los resultados muestran que las soluciones difusas obtienen una buena satisfacción para el coste y la demanda en comparación con las soluciones no difusas. De este modo, se concluye que los modelos difusos brindan a los promotores de la electrificación rural en países en desarrollo una manera fácil de diseñar proyectos de acceso a la electricidad en poblaciones donde es particularmente complejo de evaluar la demanda.

5.2. Propuesta de enfoques difusos

En el apartado 3.1, se ha desarrollado el modelo básico determinista para diseñar proyectos de electrificación rural, teniendo en cuenta características de las comunidades tales como la ubicación de los usuarios finales y sus requerimientos de energía y potencia, pero sin incluir la incertidumbre. Así, este modelo considera un valor concreto para las demandas de energía y potencia y, en consecuencia, el coste del proyecto. A continuación, se proponen distintos modelos básicos difusos que utilizan 5 enfoques diferentes para incorporar la incertidumbre en la estimación de la demanda, equilibrando de distintas maneras la satisfacción de los usuarios con respecto al coste, la energía y la potencia. En particular, se desarrollan tres enfoques basados en trabajos de la literatura (enfoque 1 según Zimmermann [1976] y enfoques 2 y 3 según Werners [1987]) y dos enfoques (4 y 5) ad hoc, desarrollados de acuerdo con las características del problema de estudio.

Los modelos difusos propuestos pretenden buscar un equilibrio entre el coste y la demanda: soluciones caras con un suministro elevado vs soluciones baratas con un suministro limitado. En otras palabras, estos modelos buscan una solución de equilibrio entre la que cubriría la demanda esencial a mínimo coste y la que cubriría la demanda mejorada a máximo coste. Para obtener estas dos soluciones extremas, se resuelve el modelo básico determinista con E_p^{MIN} y P_p^{MIN} y con E_p^{MAX} y P_p^{MAX} . De esta forma, el modelo determinista es la base para desarrollar los modelos difusos y, además, se utiliza para generar los datos de entrada para los modelos difusos. La Figura 5.1 muestra el diagrama del proceso metodológico utilizado para resolver los modelos difusos.

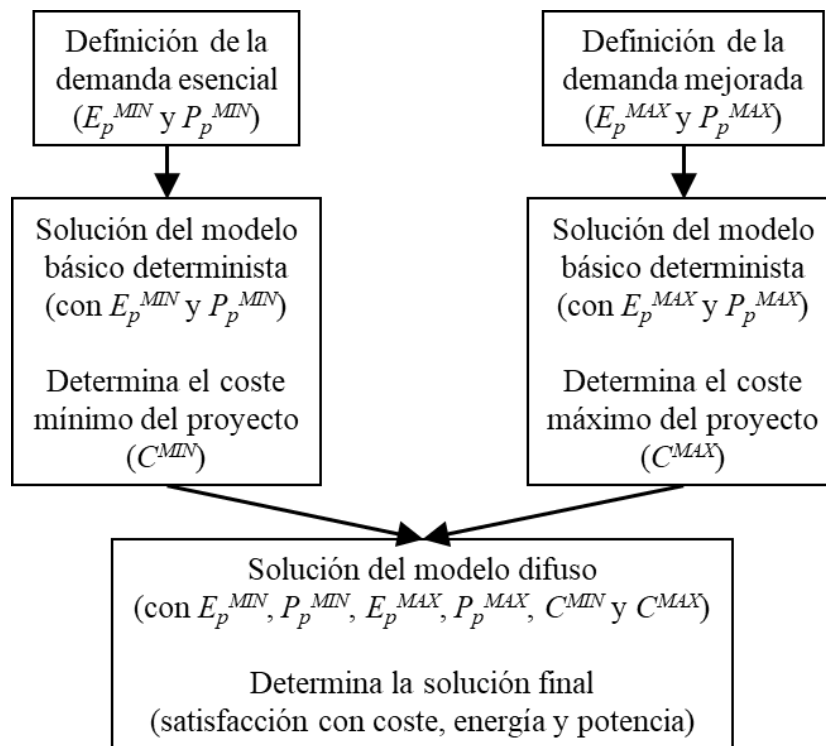


Figura 5.1. Diagrama del proceso metodológico de resolución de los modelos difusos

A continuación, se explica cómo se incorpora la incertidumbre en el modelo básico determinista para equilibrar la satisfacción con respecto al coste, la energía y la potencia. En concreto, se busca un balance entre la demanda esencial, por debajo de la cual los usuarios no están satisfechos, y la demanda mejorada, por encima de la cual no se utilizaría el excedente. Sin embargo, como se ha mencionado, el equilibrio de estos tres aspectos puede concebirse de diferentes maneras, dependiendo de la importancia relativa que se le asigne a cada uno. Por ejemplo, el resultado puede ser diferente dependiendo de si la función objetivo representa la suma de los tres elementos (cada uno de las cuales representa la satisfacción con el coste, la energía y la potencia) para lograr una solución globalmente satisfactoria, o sólo el mínimo de entre los tres elementos para obtener una solución que deje muy insatisfecho ninguno de los aspectos. De hecho, en la literatura se han utilizado varias opciones, sobre la base de las cuales se proponen cinco enfoques.

Por otra parte, dado que los puntos de demanda pueden ser alimentados por diferentes tamaños de equipos, su satisfacción con la energía y la potencia puede no ser la misma. Por tanto, se consideran dos supuestos para cada uno de los cinco enfoques difusos. Por un lado, se propone un supuesto de satisfacción mínima (es decir, tener en cuenta sólo el punto de demanda menos satisfecho), asumiendo que, si se satisface, también se satisfarán los demás puntos. Por otro lado, se propone un supuesto de satisfacción promedio (es decir, tener en cuenta la satisfacción promedio de todos los puntos de demanda), asumiendo que se pretende alcanzar una satisfacción global para toda la

comunidad. Nótese que, a este propósito, la satisfacción con el coste no supone un problema, puesto que siempre se calcula para toda la comunidad en su conjunto.

La forma en que se adapta el modelo determinista a los cinco enfoques se detalla en el resto de este apartado. Los datos de entrada, las variables y las restricciones son los mismos para todos los enfoques (subapartado 5.2.1). En cambio, las diferencias radican en la función objetivo, donde se equilibra la satisfacción con el coste, la energía y la potencia (subapartado 5.2.2). Para todos los enfoques, se detallan los cambios entre los dos supuestos: satisfacción mínima (punto de demanda menos satisfecho) y satisfacción promedio (de todos los puntos de demanda). Por ejemplo, las variables de satisfacción con la energía y la potencia se definen, respectivamente, como λE y λP para la satisfacción mínima, ya que sólo se necesita un valor para toda la comunidad; mientras que se definen como λE_p y λP_p para la satisfacción promedio, ya que se necesita de un valor para cada punto de demanda p para calcular el promedio.

5.2.1. Elementos comunes de los enfoques

A continuación, se detallan los elementos comunes (parámetros, variables y restricciones) de los modelos difusos para los distintos enfoques. En concreto, se detallan los elementos que se mantienen del modelo básico determinista y se listan los nuevos elementos utilizados. Nótese que, para los parámetros, tras definir las demandas esenciales (E_p^{MIN} y P_p^{MIN}) y mejoradas (E_p^{MAX} y P_p^{MAX}), se resuelve el modelo determinista para obtener el coste mínimo (C^{MIN}) y máximo (C^{MAX}) del proyecto, respectivamente.

Parámetros del modelo básico determinista

- N Número de puntos de demanda.
- L_{pd} Distancia [m] entre los puntos p y d ($p=1, \dots, N$; $d=1, \dots, N$).
- L^{MAX} Máxima distancia [m] para que dos puntos se puedan conectar directamente con un cable.
- E_p Demanda de energía [Wh/día] del punto p ($p=1, \dots, N$).
- P_p Demanda de potencia [W] del punto p ($p=1, \dots, N$).
- Q_p Conjunto de puntos d que pueden ser destino de un cable con origen en el punto p ($p=1, \dots, N$; $d=1, \dots, N$; $p \neq d$; $L_{pd} \leq L^{MAX}$).
- S, NS Tipos de paneles ($s=1, \dots, S$) y número máximo que se puede instalar en un punto.
- ES_s Energía generada [Wh/día] por un panel de tipo s ($s=1, \dots, S$).

- CS_s Coste [\$] de un panel de tipo s ($s=1, \dots, S$).
- I Tipos de inversores ($i=1, \dots, I$).
- PI_i Potencia [W] de un inversor de tipo i ($i=1, \dots, I$).
- CI_i Coste [\$] de un inversor de tipo i ($i=1, \dots, I$).
- CC Coste [\$m] de los cables para las microrredes, incluida la infraestructura de soporte.

Nuevos parámetros que modelizan la incertidumbre

- ΔE_p Aumento (porcentaje) entre demanda de energía mejorada y esencial del punto p ($p=1, \dots, N$).
- E_p^{MIN} Demanda esencial de energía [Wh/día] del punto p ($p=1, \dots, N$).
- E_p^{MAX} Demanda mejorada de energía [Wh/día] del punto p ($p=1, \dots, N$). $E_p^{MAX} = (1 + \Delta E_p) \cdot E_p^{MIN}$.
- ΔP_p Aumento (porcentaje) entre demanda de potencia mejorada y esencial del punto p ($p=1, \dots, N$).
- P_p^{MIN} Demanda esencial de potencia [W] del punto p ($p=1, \dots, N$).
- P_p^{MAX} Demanda mejorada de potencia [W] del punto p ($p=1, \dots, N$). $P_p^{MAX} = (1 + \Delta P_p) \cdot P_p^{MIN}$.
- C^{MAX} Coste máximo [\$] del proyecto, calculado resolviendo el modelo básico determinista con las demandas mejoradas (E_p^{MAX} y P_p^{MAX}) como datos de entrada.
- C^{MIN} Coste mínimo [\$] del proyecto, calculado resolviendo el modelo básico determinista con las demandas esenciales (E_p^{MIN} y P_p^{MIN}) como datos de entrada.
- ΔC Diferencia entre el coste máximo y mínimo: $\Delta C = C^{MAX} - C^{MIN}$.

Variables del modelo básico determinista

- $x_{sps} \in \mathbb{Z}^+$ Numero de paneles tipo s instalados en el punto p ($p=1, \dots, N$; $s=1, \dots, S$).
- $x_{ipi} \in \mathbb{Z}^+$ Numero de inversores tipo i instalados en el punto p ($p=1, \dots, N$; $i=1, \dots, I$).
- $f_{epd} \in \mathbb{R}^+$ Flujo de energía [Wh/día] entre los puntos p y d ($p=1, \dots, N$; $d \in Q_p$).
- $f_{ppd} \in \mathbb{R}^+$ Flujo de potencia [W] entre los puntos p y d ($p=1, \dots, N$; $d \in Q_p$).
- $xg_p \in \{0; 1\}$ 1 si se instala, al menos, un panel en el punto p ($p=1, \dots, N$); y 0 en caso contrario.
- $xc_{pd} \in \{0; 1\}$ 1 si un cable conecta los puntos p y d ($p=1, \dots, P$; $d \in Q_p$); y 0 en caso contrario.

Nuevas variables que modelizan la incertidumbre

- λ Mínima satisfacción con respecto al coste, la energía y la potencia.
- λC Satisfacción con el coste del proyecto de electrificación.

- λE Satisfacción del punto menos satisfecho con la energía suministrada. Variable utilizada para el supuesto de satisfacción mínima.
- λE_p Satisfacción con la energía suministrada al punto p ($p=1, \dots, N$). Variable utilizada para el supuesto de satisfacción promedio.
- λP Satisfacción del punto menos satisfecho con la potencia suministrada. Variable utilizada para el supuesto de satisfacción mínima.
- λP_p Satisfacción con la potencia suministrada al punto p ($p=1, \dots, N$). Variable utilizada para el supuesto de satisfacción promedio.

Restricciones del modelo básico determinista

Las restricciones (b2) y (b3) definen la ubicación de los paneles fotovoltaicos en los puntos de generación. Si hay, al menos, un panel en el punto p , este punto de generación ($xg_p = 1$); de lo contrario, será un punto de no generación suministrado a través de una microrred ($xg_p = 0$). Las restricciones (b6) y (b7) relacionan los flujos de energía y potencia, respectivamente, entre cada par de puntos p y d , con la existencia de un cable de microrred que conecta dichos puntos. La estructura radial de las microrredes se define en la restricción (b8). Así, cada punto p solo puede tener un cable de entrada, excepto los puntos de generación que no pueden tener ninguno. Por el contrario, la cantidad de cables de salida de los puntos no está limitada. Finalmente, la restricción (b9) obliga a los inversores a ubicarse solo en los puntos de generación.

$$\sum_{s=1}^S xS_{ps} \leq NS \cdot xg_p \quad p = 1, \dots, N \quad (b2)$$

$$\sum_{s=1}^S xS_{ps} \geq xg_p \quad p = 1, \dots, N \quad (b3)$$

$$fe_{pd} \leq \sum_{j=1}^N E_j \cdot xc_{pd} \quad p = 1, \dots, N; d \in Q_p \quad (b6)$$

$$fP_{pd} \leq \sum_{j=1}^N P_j \cdot xc_{pd} \quad p = 1, \dots, N; d \in Q_p \quad (b7)$$

$$\sum_{q=1 | p \in Q_q}^N xc_{qp} + xg_p \leq 1 \quad p = 1, \dots, N \quad (b8)$$

$$xi_{pi} \leq \frac{\sum_{j=1}^N P_j}{PI_i} \cdot xg_p \quad p = 1, \dots, N; i = 1, \dots, I \quad (b9)$$

Nuevas restricciones que modelizan la incertidumbre

La función objetivo (b1) del modelo determinista se calcula en la restricción (b10), que asegura que el coste de todos los equipos instalados se encuentra dentro del rango de valores ΔC : valor mínimo cuando $\lambda C=1$ y valor máximo cuando $\lambda C=0$. En cuanto a los balances de energía y potencia, se utilizan modelos diferentes para cada supuesto: el superíndice “i” se refiere a la satisfacción mínima y “ii” a la satisfacción promedio. El balance de energía (b4) se sustituye por las restricciones (b4ⁱ) o (b4ⁱⁱ), que permiten que la demanda de energía varíe desde el valor esencial ($\lambda E=0$ o $\lambda E_p=0$) hasta el valor mejorado ($\lambda E=1$ o $\lambda E_p=1$). Análogamente, el balance de potencia (b5) se sustituye por las restricciones (b5ⁱ) o (b5ⁱⁱ). Finalmente, se añaden las restricciones (b11), (b12ⁱ), (b12ⁱⁱ), (b13ⁱ) y (b13ⁱⁱ) para definir la variable de mínima satisfacción (λ) con respecto al coste, la energía y la potencia.

$$\sum_{p=1}^N \sum_{s=1}^S CS_s \cdot xs_{ps} + \sum_{p=1}^N \sum_{i=1}^I CI_i \cdot xi_{pi} + \sum_{p=1}^N \sum_{d \in Q_p} L_{pd} \cdot CC \cdot xc_{pd} \leq C^{MIN} + \Delta C \cdot (1 - \lambda C) \quad (b10^i)$$

$$\sum_{q=1|p \in Q_q}^N fe_{qp} + \sum_{s=1}^S ES_s \cdot xs_{ps} \geq (1 + \Delta E_p \cdot \lambda E) \cdot E_p^{MIN} + \sum_{d \in Q_p} fe_{pd} \quad p = 1, \dots, N \quad (b4^i)$$

$$\sum_{q=1|p \in Q_q}^N fe_{qp} + \sum_{s=1}^S ES_s \cdot xs_{ps} \geq (1 + \Delta E_p \cdot \lambda E_p) \cdot E_p^{MIN} + \sum_{d \in Q_p} fe_{pd} \quad p = 1, \dots, N \quad (b4^{ii})$$

$$\sum_{q=1|p \in Q_q}^N fp_{qp} + \sum_{i=1}^I PI_i \cdot xi_{pi} \geq (1 + \Delta P_p \cdot \lambda P) \cdot P_p^{MIN} + \sum_{d \in Q_p} fp_{pd} \quad p = 1, \dots, N \quad (b5^i)$$

$$\sum_{q=1|p \in Q_q}^N fp_{qp} + \sum_{i=1}^I PI_i \cdot xi_{pi} \geq (1 + \Delta P_p \cdot \lambda P_p) \cdot P_p^{MIN} + \sum_{d \in Q_p} fp_{pd} \quad p = 1, \dots, N \quad (b5^{ii})$$

$$\lambda \leq \lambda C \quad (b11)$$

$$\lambda \leq \lambda E \quad (b12^i)$$

$$\lambda \leq \lambda E_p \quad p = 1, \dots, N \quad (b12^{ii})$$

$$\lambda \leq \lambda P \quad (b13^i)$$

$$\lambda \leq \lambda P_p \quad p = 1, \dots, N \quad (b13^{ii})$$

Como puede observarse, la función objetivo no se ha detallado todavía, puesto que es específica de cada enfoque, y se desarrolla en el siguiente subapartado.

5.2.2. Elementos específicos de cada enfoque

La Tabla 5.1 muestra la función objetivo para los cinco enfoques difusos y los dos supuestos: satisfacción mínima y satisfacción promedio. Cada enfoque equilibra la satisfacción respecto al coste, la energía y la potencia de una manera diferente. Los tres primeros enfoques se basan en la revisión de la literatura, mientras que los otros dos se proponen a partir del análisis del problema de electrificación, para encontrar un equilibrio entre aspectos opuestos: coste vs energía y potencia.

- El enfoque 1 se basa en Zimmermann [1976] y utiliza el concepto de operador *maximin*. El objetivo es maximizar la satisfacción respecto al aspecto menos satisfecho ((b1.1ⁱ) y (b1.1ⁱⁱ)) de entre el coste, la energía y la potencia [Sindhu et al., 2016]. La función objetivo, en este caso, es la misma para ambos supuestos. En otras palabras, la idea es hacer que el aspecto menos satisfecho resulte lo más satisfecho posible, por lo que se pretende alcanzar soluciones que no resulten insatisfechas para ninguno de los aspectos estudiados. Sin embargo, los demás aspectos quedan sin determinar (no se delimita su valor), por lo que se propone el enfoque 2.

Tabla 5.1. Funciones objetivo de los cinco enfoques de modelización difusa

Enfoque	Supuesto de satisfacción mínima	Supuesto de satisfacción promedio
1	(b1.1 ⁱ) [MAX] Z = λ	(b1.1 ⁱⁱ) [MAX] Z = λ
2	(b1.2 ⁱ) [MAX] Z = λ + (1 - γ) · $\frac{1}{3} \cdot (\lambda C + \lambda E + \lambda P)$	(b1.2 ⁱⁱ) [MAX] Z = λ + (1 - γ) · $\frac{1}{3} \cdot \left(\lambda C + \frac{\sum_{p=1}^N \lambda E_p + \sum_{p=1}^N \lambda P_p}{N} \right)$
3	(b1.3 ⁱ) [MAX] Z = γ · λ + (1 - γ) · $\frac{1}{3} \cdot (\lambda C + \lambda E + \lambda P)$	(b1.3 ⁱⁱ) [MAX] Z = γ · λ + (1 - γ) · $\frac{1}{3} \cdot \left(\lambda C + \frac{\sum_{p=1}^N \lambda E_p + \sum_{p=1}^N \lambda P_p}{N} \right)$
4	(b1.4 ⁱ) [MAX] Z = λ C + $\frac{1}{2} \cdot (\lambda E + \lambda P)$	(b1.4 ⁱⁱ) [MAX] Z = λ C + $\frac{1}{2} \cdot \left(\frac{\sum_{p=1}^N \lambda E_p + \sum_{p=1}^N \lambda P_p}{N} \right)$
5	(b1.5 ⁱ)	(b1.5 ⁱⁱ)

$[MAX] Z = \gamma \cdot \lambda C + (1 - \gamma) \cdot \frac{1}{2} \cdot (\lambda E + \lambda P)$	$[MAX] Z = \gamma \cdot \lambda C + (1 - \gamma) \cdot \frac{1}{2} \cdot \left(\frac{\sum_{p=1}^N \lambda E_p + \sum_{p=1}^N \lambda P_p}{N} \right)$
---	--

- El enfoque 2 se basa en Werners [1987] y agrega, a la mínima satisfacción global, el promedio de la satisfacción respecto al coste, la energía y la potencia ((b1.2ⁱ) y (b1.2ⁱⁱ)). En el supuesto de satisfacción mínima, el promedio se calcula a partir de la satisfacción del coste del proyecto (λC) y el punto de demanda menos satisfecho con la energía (λE) y con la potencia (λP). En cambio, en el supuesto de satisfacción promedio, el promedio se calcula a partir de la satisfacción del coste (λC) y el promedio de las satisfacciones de todos los puntos de demanda p para la energía ($\overline{\lambda E_p} = \frac{\sum_{p=1}^N \lambda E_p}{N}$) y la potencia ($\overline{\lambda P_p} = \frac{\sum_{p=1}^N \lambda P_p}{N}$). Además, el promedio se pondera utilizando el parámetro γ , que representa la compensación entre la mínima satisfacción y la satisfacción promedio [Bilgen, 2010]. De esta forma, para $\gamma=1$ toda la importancia se asigna a la mínima satisfacción y la función resultante es equivalente al enfoque 1. Por contra, cuando γ disminuye, se asigna progresivamente mayor importancia a la satisfacción promedio, hasta darle la misma importancia a ambos criterios para $\gamma=0$. Sin embargo, la satisfacción promedio siempre se concibe como un criterio secundario, por lo que se propone el enfoque 3.

- El enfoque 3 tiene como objetivo equilibrar la mínima satisfacción y la satisfacción promedio ((b1.3ⁱ) y (b1.3ⁱⁱ)). El parámetro γ se puede ajustar de acuerdo con las preferencias del tomador de decisiones, dependiendo de si se asigna más importancia a la mínima satisfacción (valores altos de γ) o a la satisfacción promedio (valores bajos de γ). Téngase en cuenta que para $\gamma=1$ la función objetivo resultante es equivalente al enfoque 1; mientras que para $\gamma=0,5$ es equivalente al enfoque 2 con $\gamma=0$. Sin embargo, este enfoque asume la misma relevancia para el coste, la energía y la potencia, lo que puede ser confuso, tal como se explica a continuación, por lo que se propone el enfoque 4.

- El enfoque 4 cambia significativamente el concepto de equilibrio ((b1.4ⁱ) y (b1.4ⁱⁱ)). Los enfoques 2 y 3 equilibran, bajo diferentes consideraciones, la mínima satisfacción y la satisfacción promedio. Sin embargo, si bien el coste es del tipo “cuanto menor, mejor”, las demandas de energía y potencia son del tipo “cuanto mayor, mejor”. En consecuencia, equilibrar los tres aspectos al mismo nivel puede resultar engañoso. Por lo tanto, este enfoque tiene como objetivo equilibrar, por un lado, la satisfacción respecto al coste (priorizando

soluciones baratas y de bajo suministro) y, por otro, las satisfacciones respecto a la energía y la potencia (priorizando soluciones caras y de alto suministro). Sin embargo, este enfoque no considera ningún parámetro de compensación, por lo que se propone el enfoque 5.

- El enfoque 5 parte del mismo concepto que el enfoque 4, pero incluye un parámetro de compensación γ para equilibrar la satisfacción del coste frente a las satisfacciones de la energía y la potencia ((b1.5ⁱ) y (b1.5ⁱⁱ)). Para $\gamma=1$, toda la importancia se asigna al coste; mientras que para $\gamma=0$, toda la importancia se asigna a la energía y la potencia. Tómese en cuenta que, para $\gamma=0,5$, la función objetivo resultante es equivalente al enfoque 4.

Con respecto al parámetro de compensación γ de los enfoques 2, 3 y 5, se considera un valor de 0,6 como en la literatura [Mula, et al., 2006].

5.3. Comparación de enfoques difusos

En este apartado, se realiza un experimento computacional para comparar el desempeño de los 5 enfoques difusos y los 2 supuestos de modelización. En el subapartado 5.3.1, se detallan los datos utilizados para la experimentación y, en el subapartado 5.3.2, se comparan los resultados.

5.3.1. Datos para la comparación de enfoques difusos

Para la comparación de enfoques, se considera una instancia ficticia generada a partir de datos de comunidades reales. Así, se busca obtener una pequeña comunidad cuya distribución de puntos de demanda facilite el análisis de los resultados para, con ello, comprender mejor la influencia de los distintos enfoques y supuestos en las soluciones obtenidas. Los parámetros de entrada son:

- Se consideran 6 puntos de demanda (N):
 - 4 viviendas
 - Demanda esencial de energía (E_p^{MIN}): 280 Wh/día.
 - Demanda esencial de potencia (P_p^{MIN}): 200 W.
 - 1 centro de salud
 - Demanda esencial de energía (E_p^{MIN}): 975 Wh/día.
 - Demanda esencial de potencia (P_p^{MIN}): 600 W.
 - 1 escuela

- Demanda esencial de energía (E_p^{MIN}): 975 Wh/día.
 - Demanda esencial de potencia (P_p^{MIN}): 1.000 W.
- Se consideran 4 tipos de paneles fotovoltaicos (S):
 - Máximo número que se puede instalar en un punto (NS): 40.
 - Energía (ES_s): 220, 325, 435 y 650 Wh/día.
 - Coste (CS_s): \$450, \$635, \$820 y \$1.000.
 - Se consideran 4 tipos de inversores (I):
 - Potencia (PI_i): 300, 1.200, 2.000 y 3.000 W.
 - Coste (CI_i): \$375, \$1.200, \$1.800 y \$2.300.
 - Se considera un coste (CC) de \$5/m para los cables de las microrredes y una distancia máxima para que dos puntos se puedan conectar directamente con un cable (L^{MAX}) de 1.000 m.
 - En cuanto a los incrementos de demanda (ΔE_p y ΔP_p) se consideran cinco escenarios: incrementos del 10%, 20%, 30%, 40% y 50% respecto a la demanda esencial, tanto para la energía como para la potencia. A partir de estos valores, se calculan los costes máximos (C_{MAX}) y mínimo (C_{MIN}) del proyecto utilizando el modelo básico determinista.

5.3.2. Comparación de los resultados

Con los datos anteriores, se resuelve un total de 50 instancias (5 enfoques, 2 supuestos y 5 escenarios de demanda). Los cálculos se realizan con el programa CPLEX 12.6, en un ordenador de 2,00 GHz, CPU Intel Core i3-6006U, con 6,00 GB de RAM. Para todas las instancias se alcanza la solución óptima en un tiempo de cálculo muy reducido (unos segundos para cada instancia). La Tabla 5.2 muestra la variable de mínima satisfacción (λ) y las variables de satisfacción para el coste (λC), la energía (λE , para el supuesto de satisfacción mínima; y $\overline{\lambda E}$, para el supuesto de satisfacción promedio) y la potencia (λP y $\overline{\lambda P}$).

Tabla 5.2. Comparación absoluta de resultados para los distintos enfoques y supuestos

Escenario	Variable	Supuesto de satisfacción mínima					Supuesto de satisfacción promedio				
		Enfoques					Enfoques				
		1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
10%	λ	0,484	0,484	0,484	-	-	0,484	0,484	0,484	-	-
	λC	0,484	0,564	0,564	0,401	1,000	0,484	0,564	0,564	0,894	1,000

Diseño de sistemas de electrificación autónomos para comunidades rurales
considerando incertidumbre en la estimación de la demanda

	$\lambda E \overline{\lambda E}$	0,484	0,484	0,484	0,878	0,484	0,484	0,570	0,570	0,754	0,754
	$\lambda P \overline{\lambda P}$	0,484	1,000	1,000	1,000	0,001	0,484	1,000	1,000	0,833	0,612
20%	λ	0,577	0,577	0,577	-	-	0,536	0,577	0,577	-	-
	λC	0,577	0,577	0,577	0,577	0,848	0,536	0,577	0,577	0,941	0,941
	$\lambda E \overline{\lambda E}$	0,577	0,804	0,804	0,804	0,056	0,536	0,884	0,884	0,538	0,538
	$\lambda P \overline{\lambda P}$	0,577	1,000	1,000	1,000	1,000	0,536	1,000	1,000	0,834	0,834
30%	λ	0,550	0,550	0,536	-	-	0,550	0,536	0,536	-	-
	λC	0,550	0,577	0,678	0,678	0,884	0,550	0,678	0,678	0,886	0,886
	$\lambda E \overline{\lambda E}$	0,550	0,550	0,536	0,536	0,037	0,550	0,559	0,559	0,577	0,577
	$\lambda P \overline{\lambda P}$	0,550	1,000	1,000	1,000	1,000	0,550	1,000	1,000	0,833	0,833
40%	λ	0,425	0,413	0,402	-	-	0,425	0,402	0,402	-	-
	λC	0,425	0,677	0,754	0,754	0,911	0,425	0,426	0,426	0,861	0,861
	$\lambda E \overline{\lambda E}$	0,425	0,413	0,402	0,402	0,028	0,425	0,788	0,788	0,620	0,620
	$\lambda P \overline{\lambda P}$	0,425	0,909	0,909	0,909	0,909	0,425	1,000	1,000	0,800	0,800
50%	λ	0,418	0,418	0,418	-	-	0,418	0,418	0,386	-	-
	λC	0,418	0,431	0,431	0,691	0,923	0,418	0,431	0,386	0,785	0,785
	$\lambda E \overline{\lambda E}$	0,418	0,418	0,418	0,321	0,021	0,418	0,612	0,824	0,567	0,567
	$\lambda P \overline{\lambda P}$	0,418	1,000	1,000	1,000	0,727	0,418	1,000	1,000	0,900	0,900

Al observar los resultados en primera instancia, se puede ver cómo, en términos globales, los enfoques 2 y 3 obtienen el mismo o ligeramente menor valor de mínima satisfacción (λ) que el enfoque 1 (0,386 frente a 0,418 en el peor de los casos). A cambio, los enfoques 2 y 3 aseguran valores significativamente mayores (que pueden superar más de 0,5 de diferencia) para las demás variables de satisfacción. En consecuencia, aunque el enfoque 1 es el más simple en términos de modelización, no permite evaluar de forma adecuada los tres aspectos estudiados del problema (coste, energía y potencia).

La tabla anterior, si bien refleja los resultados obtenidos, no facilita el análisis; por lo que a continuación se propone una nueva tabla que facilite la comparación de las variables de satisfacción (λC , λE , $\overline{\lambda E}$, λP y $\overline{\lambda P}$). En concreto, para cada escenario de demanda, se dividen los valores alcanzados por cada enfoque entre el valor máximo que se obtiene para cualquiera de los enfoques, y luego se multiplica por 100 para pasarlo a porcentaje. Se pretende así tener una idea del valor obtenido en cada caso en relación al mejor valor que se podría haber obtenido. La Tabla 5.3 muestra los resultados. Por ejemplo, en el supuesto de satisfacción promedio y el escenario de demanda del 20%, la máxima satisfacción con el coste de entre los cinco enfoques es 0,941, por lo que los enfoques 4 y 5 obtienen un valor del 100%, mientras que los enfoques 2 y 3 obtienen un 61,3% ($0,577/0,941*100$) y el enfoque 1 obtiene 57,0% ($0,536/0,941*100$). Además, para mayor claridad, los resultados se colorean en una escala triple:

- Verde: *muy buen valor*, igual o menos del 20% de diferencia con respecto al mejor valor.
- Naranja: *buen valor*, igual o menos del 40% de diferencia con respecto al mejor valor.

- Rojo: *mal valor*, más del 40% de diferencia con respecto al mejor valor.

La última fila de la Tabla 5.3 muestra la suma total de porcentajes. Cuanto más alto sea este valor, mejor será el enfoque, ya que globalmente alcanza una mejor (o más cercana a la mejor) satisfacción con respecto al coste, la energía y la potencia para todos los escenarios de demanda.

Tabla 5.3. Comparación relativa de resultados para los distintos enfoques y supuestos

Escenario	Variable	Supuesto de satisfacción mínima					Supuesto de satisfacción promedio				
		Enfoques					Enfoques				
		1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
10%	λC	48,4%	56,4%	56,4%	40,1%	100%	48,4%	56,4%	56,4%	89,4%	100%
	$\lambda E \overline{\lambda E}$	55,1%	55,1%	55,1%	100%	55,1%	64,2%	75,6%	75,6%	100%	100%
	$\lambda P \overline{\lambda P}$	48,4%	100%	100%	100%	0,1%	48,4%	100%	100%	83,3%	61,2%
20%	λC	68,0%	68,0%	68,0%	68,0%	100%	57,0%	61,3%	61,3%	100%	100%
	$\lambda E \overline{\lambda E}$	71,8%	100%	100%	100%	7,0%	60,6%	100%	100%	60,9%	60,9%
	$\lambda P \overline{\lambda P}$	57,7%	100%	100%	100%	100%	53,6%	100%	100%	83,4%	83,4%
30%	λC	62,2%	65,3%	76,7%	76,7%	100%	62,1%	76,5%	76,5%	100%	100%
	$\lambda E \overline{\lambda E}$	100%	100%	97,5%	97,5%	6,7%	95,3%	96,9%	96,9%	100%	100%
	$\lambda P \overline{\lambda P}$	55,0%	100%	100%	100%	100%	55,0%	100%	100%	83,3%	83,3%
40%	λC	46,7%	74,3%	82,8%	82,8%	100%	49,4%	49,5%	49,5%	100%	100%
	$\lambda E \overline{\lambda E}$	100%	97,2%	94,6%	94,6%	6,6%	53,9%	100%	100%	78,7%	78,7%
	$\lambda P \overline{\lambda P}$	46,8%	100%	100%	100%	100%	42,5%	100%	100%	80,0%	80,0%
50%	λC	45,3%	46,7%	46,7%	74,9%	100%	53,2%	54,9%	49,2%	100%	100%
	$\lambda E \overline{\lambda E}$	100%	100%	100%	76,8%	5,0%	50,7%	74,3%	100%	68,8%	68,8%
	$\lambda P \overline{\lambda P}$	41,8%	100%	100%	100%	72,7%	41,8%	100%	100%	90,0%	90,0%
Total		947,2%	1263,0%	1277,8%	1311,4%	953,2%	836,1%	1245,4%	1265,4%	1317,8%	1306,3%

Finalmente, para una mayor claridad del análisis, los resultados de la Tabla 5.3 se resumen en la Figura 5.2. Para cada enfoque, se muestra la cantidad de resultados *muy buenos* (verde), *buenos* (naranja) y *malos* (rojo), distinguiendo entre el supuesto mínimo (min) y promedio (pro). De esta forma, se pueden extraer las siguientes conclusiones:

- Enfoque 1: obtiene pocos valores *muy buenos* (4) y la mayor cantidad de valores *malos* (20).
- Enfoque 2: obtiene valores *muy buenos* (17) pero también *malos* (6).
- Enfoque 3: obtiene valores *muy buenos* (19) pero también *malos* (6).
- Enfoque 4: obtiene valores *muy buenos* en la mayoría de los casos (22) y solo 1 valor *malo*.
- Enfoque 5: obtiene valores *muy buenos* (19) pero también *malos* (6). En particular, obtiene unos valores muy malos para el supuesto de satisfacción mínima (menos del 10% en 4 casos).

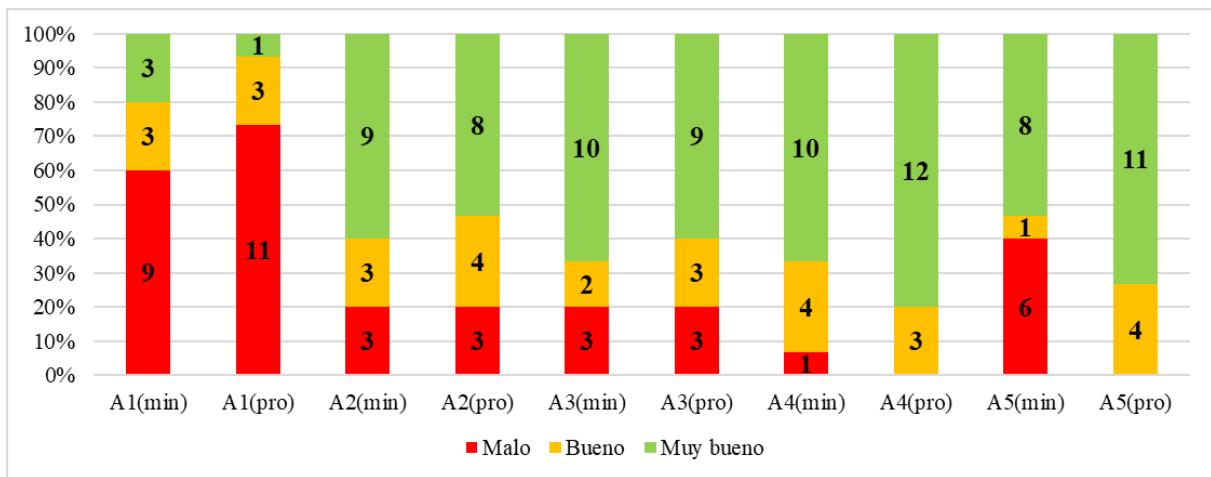


Figura 5.2. Resumen de la comparación de las instancias resueltas para cada enfoque

Como se observa a partir de los resultados, los enfoques basados en la literatura (1, 2 y 3) obtienen los peores resultados. El enfoque 1 definitivamente no es adecuado, ya que sólo considera la mínima satisfacción del coste, la energía o la potencia, sin tener en cuenta los otros dos. Los enfoques 2 y 3 consideran tanto la mínima satisfacción como el promedio de las tres satisfacciones. Esto podría ser adecuado para otros problemas [Bilgen, 2010], pero no responde a la naturaleza del problema estudiado en este trabajo: la mínima satisfacción se acaba considerando dos veces (como la mínima satisfacción y en el promedio de satisfacciones), distorsionando los resultados. Por el contrario, los enfoques 4 y 5, desarrollados específicamente en acorde con la naturaleza de este problema, permiten equilibrar mejor la minimización del coste (que tiende a soluciones baratas y de baja demanda) frente a la maximización de la energía y la potencia (que tiende a soluciones caras y de alta demanda). En particular, el enfoque 4 (que corresponde al enfoque 5 con $\gamma=0,5$) obtiene el mayor rendimiento: el máximo de valores *muy buenos*, el mínimo de valores *malos* y los valores más altos para el porcentaje total. Así, se puede considerar este enfoque como globalmente mejor o más cerca de mejores satisfacciones para el coste, la energía y la potencia. En consecuencia, este es el enfoque considerado para la aplicación a un caso de estudio en el siguiente apartado.

5.4. Aplicación a casos de estudio

En el capítulo 4, se ha explicado la complejidad de estimar la demanda eléctrica para poblaciones previamente sin electricidad. A pesar de ello, la única forma existente en la literatura para diseñar proyectos de electrificación rural considerando la incertidumbre en la demanda consiste en ejecutar en repetidas ocasiones los modelos y herramientas deterministas, probando diferentes valores de

demanda. Este proceso puede ser largo y confuso. Por el contrario, los modelos difusos propuestos en este capítulo pretenden superar esta limitación, resolviendo la solución de forma que se encuentre un equilibrio dentro de un rango de valores de demanda. De esta forma, los promotores de proyectos únicamente deben definir una demanda esencial (por debajo de la cual no se satisfarían las expectativas de los usuarios) y una demanda mejorada (por encima de la cual los usuarios finales no aprovecharían el excedente). Con esta información, los modelos matemáticos difusos son capaces de devolver la solución más equilibrada.

Para ilustrar la ventaja de los modelos difusos desarrollados, en este apartado, se resuelven dos casos de estudio y se comparan las soluciones obtenidas con el modelo básico determinista (que se habrían obtenido previo a esta tesis doctoral) con las soluciones de los modelos básicos difusos, que directamente encuentran una solución equilibrada. La aplicación se centra en el enfoque 4, que ha obtenido los mejores resultados en el apartado 5.3 y es un enfoque simple, que compara directamente el coste frente a las demandas de energía y potencia, sin parámetros de ponderación o calibración, lo que facilita el análisis de los resultados para los promotores de proyectos.

5.4.1. Datos de los casos de estudio

Los casos de estudio considerados son las comunidades reales de El Alumbre y Alto Perú (Cajamarca, Perú). La electrificación de estas comunidades fue impulsada por las ONG Soluciones Prácticas (Perú), Ingeniería SIN Fronteras (España) y Green Empowerment (Estados Unidos) [Ferrer-Martí et al., 2013]. La Figura 5.3 muestra la ubicación de las comunidades.

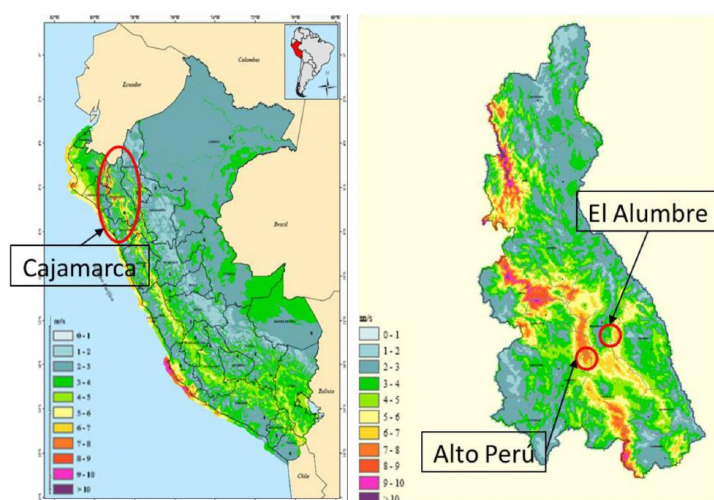


Figura 5.3. Comunidades de El Alumbre y Alto Perú (Cajamarca, Perú) [Ferrer-Martí et al., 2011]

Como parámetros de los modelos, se consideran los datos de los equipos detallados en el subapartado 5.3.1. Además, se considera la ubicación de todos los puntos de demanda en ambas comunidades: El Alumbre, 33 viviendas, 1 escuela y 1 centro de salud; y Alto Perú, 26 viviendas. Los modelos se resuelven con el programa CPLEX 12.6, en un ordenador de 2.00 GHz, CPU Intel Core i3-6006U, con 6.00 GB de RAM. En todos los casos se obtiene soluciones óptimas en menos de 3600 s de tiempo de cálculo.

5.4.2. Resultados de los casos de estudio

La Tabla 5.4 muestra los resultados para las dos comunidades. En ambos casos, se muestran los resultados de resolver el modelo básico determinista considerando la demanda esencial (E_p^{MIN} y P_p^{MIN}) definida en el subapartado 5.3.1 y con la demanda mejorada un 50% mayor (primera y cuarta columna de resultados, respectivamente). Además, se resuelven los modelos básicos difusos con el enfoque 4 para los supuestos de satisfacción mínima y promedio (segunda y tercera columna de resultados, respectivamente). Los modelos difusos, lógicamente, se resuelven considerando las demandas esencial y mejorada de los modelos deterministas, por lo que las soluciones de estos últimos proporcionan el coste mínimo (C^{MIN}) y el rango de costes (ΔC) requerido por los modelos difusos como parámetros de entrada.

Por filas, la Tabla 5.4 detalla las satisfacciones con respecto al coste, la energía y la potencia de las soluciones obtenidas para ambas comunidades:

Tabla 5.4. Comparación entre las instancias resueltas por cada enfoque

Caso de estudio		Modelo determinista Demanda esencial	Modelo difuso Supuesto mínimo	Modelo difuso Supuesto promedio	Modelo determinista Demanda mejorada	
El Alumbre	Coste	$Coste$	\$35.614	\$39.799	\$38.034	\$46.174
		λC	1,00	0,60	0,77	0,00
	Energía	$\min\{\lambda E_p\}$	0,00	0,32	0,00	1,00
		$\max\{\lambda E_p\}-\min\{\lambda E_p\}$	0,64	0,13	1,00	0,00
		$\overline{\lambda E}$	0,30	0,33	0,30	1,00
	Potencia	$\min\{\lambda P_p\}$	0,00	1,00	0,00	1,00
		$\max\{\lambda P_p\}-\min\{\lambda P_p\}$	0,00	0,00	1,00	0,00
		$\overline{\lambda P}$	0,00	1,00	0,96	1,00
	Alto Perú	Coste	$Coste$	\$22.503	\$24.904	\$24.354
λC			1,00	0,67	0,74	0,00
Energía		$\min\{\lambda E_p\}$	0,00	0,32	0,00	1,00
		$\max\{\lambda E_p\}-\min\{\lambda E_p\}$	0,64	0,00	0,64	0,00
		$\overline{\lambda E}$	0,17	0,32	0,20	1,00
Potencia		$\min\{\lambda P_p\}$	0,00	1,00	1,00	1,00
		$\max\{\lambda P_p\}-\min\{\lambda P_p\}$	1,00	0,00	0,00	0,00
		$\overline{\lambda P}$	0,04	1,00	1,00	1,00

- Coste. Primero, se detalla el coste (Coste) y la satisfacción con respecto al coste (λC). Nótese que la solución determinista esencial tiene el mínimo coste y la máxima satisfacción, mientras que la solución determinista mejorada tiene el máximo coste y, por lo tanto, la mínima satisfacción.
- Energía y potencia. Como el modelo determinista no incluye variables de satisfacción, se han calculado manualmente. Además, el modelo difuso para el supuesto de satisfacción mínima únicamente proporciona el valor de satisfacción de energía y potencia para el punto menos satisfecho, por lo que también se calcula manualmente la satisfacción de cada punto de demanda. Así, la tabla muestra la satisfacción del punto menos satisfecho con respecto a la energía ($\min\{\lambda E_p\}$), la diferencia entre los puntos más y menos satisfechos con respecto a la energía ($\max\{\lambda E_p\} - \min\{\lambda E_p\}$) y la satisfacción promedio de todos los puntos respecto a la energía ($\overline{\lambda E}$). Se da la misma información para la potencia.

5.4.3. Análisis de resultados de los casos de estudio

Los resultados de la Tabla 5.4 muestran que las soluciones deterministas con demanda esencial tienen una satisfacción absoluta con el coste, pero baja con respecto a la energía y la potencia. Esto significa que estas soluciones superan ligeramente los valores de demanda esencial (E_p^{MIN} y P_p^{MIN}), debido a pequeñas diferencias entre el tamaño de los equipos de generación y las demandas de los usuarios (en El Alumbre: 0,30 para la satisfacción promedio con la energía y 0,00 para la potencia; en Alto Perú: 0,17 para la satisfacción promedio con la energía y 0,04 para la potencia). La situación opuesta se puede observar para las soluciones con demanda mejorada, donde se obtiene una satisfacción nula para el coste y máxima para la energía y la potencia. En resumen, estas soluciones, que se hubieran obtenido sin los modelos difusos propuestos, representan situaciones extremas que no equilibran adecuadamente la satisfacción.

Por contra, los modelos difusos encuentran soluciones equilibradas para la satisfacción con el coste, la energía y la potencia. Para ambas comunidades y ambos supuestos, los modelos difusos encuentran nuevas soluciones (diferentes a las encontradas con el modelo determinista), que efectivamente representa un equilibrio. La satisfacción con el coste es bastante elevada en todos los casos (de 0,60 a 0,77), la satisfacción promedio con la energía es significativa (de 0,20 a 0,33) y la satisfacción promedio con la potencia es prácticamente absoluta (1,00 o muy cercana).

En conclusión, antes del desarrollo de este trabajo, los promotores de la electrificación rural debían probar manualmente diferentes valores de energía y potencia (por ejemplo, una demanda esencial y una mejorada), y luego discutir los resultados obtenidos para identificar la solución más satisfactoria. Por el contrario, los modelos difusos propuestos permiten encontrar directamente un equilibrio adecuado entre el coste del proyecto y el suministro eléctrico, mejorando así la robustez de la toma de decisiones, como ocurre en otros trabajos de la literatura que utilizan la lógica difusa [Suganthi et al., 2015].

Además, al comparar los resultados de los dos supuestos, se puede observar que el supuesto de satisfacción promedio permite compensaciones en la satisfacción entre puntos de demanda a cambio de ahorros de costes. Esto se deduce de la mayor diferencia que se obtiene en las satisfacciones con la energía y la potencia entre puntos de demanda. En contraste, el supuesto de satisfacción mínima obtiene soluciones ligeramente más caras (\$ 39.799 vs \$ 38.034 para El Alumbre y \$ 24.904 vs \$ 24.354 para Alto Perú), pero alcanza una mejor satisfacción promedio para la energía (0,33 vs 0,30 para El Alumbre y 0,32 vs 0,20 para Alto Perú). Perú) y, además, el punto menos satisfecho con la energía está más satisfecho (0,32 vs 0,00 en ambas comunidades) y la dispersión entre puntos de demanda es notablemente menor (0,13 vs 1,00 para El Alumbre y 0,00 vs 0,64 para Alto Perú). De hecho, cabe señalar que en ambas comunidades el supuesto de satisfacción mínima alcanza valores de satisfacción promedio con la energía y la potencia ligeramente superiores al supuesto de satisfacción promedio, aunque a costa de obtener soluciones más caras. En resumen, el supuesto de satisfacción mínima prioriza una distribución equilibrada de la energía entre los usuarios finales, mientras que el supuesto de satisfacción promedio prioriza un menor coste para las dos comunidades. Estos resultados permiten a los promotores de proyectos de electrificación rural tomar decisiones mejor informadas.

6. Coste vs demanda en proyectos de acceso a la electricidad

En el capítulo anterior, se han desarrollado y comparado cinco modelos difusos, considerando dos supuestos, para integrar la incertidumbre en la demanda en el diseño de proyectos fotovoltaicos de electrificación. En este capítulo, se extiende la investigación incluyendo la generación eólica, además de otros equipos y características técnicas de los sistemas para hacer las soluciones más realistas. En concreto, partiendo del modelo completo determinista desarrollado en el apartado 3.2, se proponen dos modelos difusos a partir del enfoque 4 del capítulo 5, identificado como el más adecuado. Los dos modelos parten de los supuestos considerados previamente: (a) asegurar que el usuario menos satisfecho esté lo más satisfecho posible; (b) asegurar que la satisfacción global de todos los usuarios sea lo más alta posible.

A continuación, se presentan los dos modelos completos difusos (apartado 6.1). Luego, se detallan las características de las comunidades utilizadas para la aplicación de los modelos y los datos de entrada de cada una (apartado 6.2). Finalmente, se muestran y analizan los resultados de los modelos difusos y determinista (apartado 6.3).

6.1. Modelos matemáticos completos difusos

A continuación, se proponen dos modelos difusos para el diseño de proyectos de electrificación rural, definiendo la mejor ubicación y tamaño de los equipos, así como la distribución a través de microrredes y sistemas individuales. Los modelos buscan un equilibrio entre el coste del proyecto y la demanda de energía y potencia cubierta, dentro del rango de valores entre las demandas esencial y mejorada. Para introducir este equilibrio en los modelos, la satisfacción de los usuarios finales con respecto a la energía, la potencia pico y el coste se incluye mediante variables normalizadas en una escala de 0-1, tal como se ha hecho en el capítulo 5, aunque en este caso partiendo del modelo completo determinista desarrollado en el capítulo 3.

Como se explicado anteriormente, el equilibrio entre el coste del proyecto y la demanda suministrada se introduce a través de unas variables de satisfacción. Para la demanda esencial (o valores inferiores), se suministra la mínima energía y potencia a los usuarios finales, por lo que su satisfacción es 0; mientras que implica un coste mínimo del proyecto, por lo que su satisfacción es 1. Para la demanda mejorada (o valores más altos), se suministró la máxima energía y potencia a los usuarios finales, por lo que su satisfacción es 1; mientras que implica un coste máximo del

proyecto, por lo que su satisfacción es 1. Para escenarios intermedios, se asume una progresión lineal de 0 a 1. Sin embargo, equilibrar el coste vs la demanda puede concebirse bajo diferentes enfoques, dependiendo de la importancia relativa que se le dé a cada aspecto.

En el capítulo 5, se han analizado diversos enfoques, concluyendo que la mejor opción es comparar directamente la satisfacción con el coste (que tiende a soluciones baratas y de baja demanda) con el promedio de la satisfacción con la energía y la potencia (que tiende a soluciones caras y de alta demanda), sin parámetros de calibración (lo que simplifica la toma de decisiones para promotores de proyectos). Cabe señalar que, igual que en el capítulo 5, se proponen dos supuestos de modelado para la satisfacción de la energía y la potencia. Primero (subapartado 6.1.1), intentar que el punto menos satisfecho esté lo más satisfecho posible (asumiendo que, si este punto está satisfecho, los restantes también lo estarán). Segundo (subapartado 6.1.2), intentar que todos los puntos esté lo más satisfechos posible, en conjunto. Considerando lo anterior, el modelo desarrollado tiene en cuenta los siguientes elementos:

- Como datos de entrada: la ubicación y los requisitos de electricidad de los puntos de demanda, así como el coste y las características técnicas del equipo.
- Como variables: la solución detallada incluyendo los equipos a instalar en cada punto y las conexiones de microrred entre puntos; y las variables de satisfacción.
- Como función objetivo: la maximización de la satisfacción de los usuarios finales, considerando el coste del proyecto, así como la energía y potencia máxima suministrada;
- Como restricciones: la satisfacción de los requerimientos de electricidad de los usuarios teniendo en cuenta incertidumbre y las relaciones técnicas entre el equipo instalado y la estructura de las microrredes de distribución.

6.1.1. Modelo difuso de satisfacción mínima

A continuación, se detallan los parámetros, las variables, la función objetivo y las restricciones del modelo difuso con el supuesto de satisfacción mínima. En cada caso, se destacan los elementos del modelo completo determinista y aquellos que se añaden para incorporar la incertidumbre.

Parámetros del modelo completo determinista

- N Número de puntos de demanda.
- L_{pd} Distancia [m] entre los puntos p y d ($p=1,\dots,N$; $d=1,\dots,N$).
- L^{MAX} Máxima distancia [m] para que dos puntos se puedan conectar directamente con un cable.
- E_p Demanda de energía [Wh/día] del punto p ($p=1,\dots,N$).
- P_p Demanda de potencia [W] del punto p ($p=1,\dots,N$).
- Q_p Conjunto de puntos d que pueden ser destino de un cable con origen en el punto p ($p=1,\dots,N$; $d=1,\dots,N$; $p \neq d$; $L_{pd} \leq L^{MAX}$).
- A, NA Tipos de aerogeneradores ($a=1,\dots,A$) y número máximo que se puede instalar en un punto.
- EA_{pa} Energía generada [Wh/día] por un aerogenerador del tipo a situado en el punto p ($p=1,\dots,N$; $a=1,\dots,A$).
- CA_a Coste [\$] de un aerogenerador del tipo a ($a=1,\dots,A$), incluyendo el coste de un regulador adecuado según la potencia.
- S, NS Tipos de paneles ($s=1,\dots,S$) y número máximo que se pueden instalar en un punto.
- ES_s Energía generada [Wh/día] por un panel de tipo s ($s=1,\dots,S$).
- PS_s Potencia [W] de un panel de tipo s ($s=1,\dots,S$).
- CS_s Coste [\$] de un panel de tipo s ($s=1,\dots,S$).
- Z Tipos de reguladores solares ($z=1,\dots,Z$).
- PZ_z Potencia máxima [W] de un regulador solar de tipo z ($z=1,\dots,Z$).
- CZ_z Coste [\$] de un regulador solar de tipo z ($z=1,\dots,Z$).
- B Tipos de baterías ($b=1,\dots,B$).
- EB_b Capacidad [Wh] de una batería de tipo b ($b=1,\dots,B$).
- CB_b Coste [\$] de una batería de tipo b ($b=1,\dots,B$).
- η_b Rendimiento [fracción unitaria] de las baterías.
- DB Factor de descarga [fracción unitaria] de las baterías, para no empeorar su vida útil.
- VB Autonomía requerida [días] de las baterías.
- I Tipos de inversores ($i=1,\dots,I$).
- PI_i Potencia [W] de un inversor de tipo i ($i=1,\dots,I$).
- CI_i Coste [\$] de un inversor de tipo i ($i=1,\dots,I$).
- η_i Rendimiento [fracción unitaria] de los inversores.
- CM Coste [\$] de un medidor.
- C Tipos de cables ($c=1,\dots,C$).
- RC_c Resistencia eléctrica [Ω/m] de un cable de tipo c ($c=1,\dots,C$).

- IC_c Intensidad máxima admisible [A] de un cable de tipo c ($c=1, \dots, C$).
- CC_c Coste [\$/m] de un cable de tipo c ; $c=1, \dots, C$, incluido la infraestructura de soporte.
- η_c Rendimiento [fracción unitaria] de los cables.
- V^N Tensión nominal [V].
- V^{MIN} Tensión mínima [V] por debajo de la que ningún punto de demanda puede estar.
- V^{MAX} Tensión máxima [V] por encima de la que ningún punto de demanda puede estar.
- γ Parámetro de calibración para la función objetivo.

Nuevos parámetros que modelizan la incertidumbre

- E_p^{MIN} Demanda esencial de energía [Wh/día] del punto p ($p=1, \dots, N$).
- E_p^{MAX} Demanda mejorada de energía [Wh/día] del punto p ($p=1, \dots, N$).
- ΔE_p^* Diferencia entre la energía mejorada y esencial del punto p ($p=1, \dots, N$). $\Delta E_p = E_p^{MAX} - E_p^{MIN}$.
- P_p^{MIN} Demanda esencial de potencia [W] del punto p ($p=1, \dots, N$).
- P_p^{MAX} Demanda mejorada de potencia [W] del punto p ($p=1, \dots, N$).
- ΔP_p^* Diferencia entre la potencia mejorada y esencial del punto p ($p=1, \dots, N$). $\Delta P_p = P_p^{MAX} - P_p^{MIN}$.
- C^{MAX} Coste máximo [\$] del proyecto, calculado resolviendo el modelo básico determinista con las demandas mejoradas (E_p^{MAX} y P_p^{MAX}) como datos de entrada.
- C^{MIN} Coste mínimo [\$] del proyecto, calculado resolviendo el modelo básico determinista con las demandas esenciales (E_p^{MIN} y P_p^{MIN}) como datos de entrada.
- ΔC Diferencia entre el coste máximo y mínimo: $\Delta C = C^{MAX} - C^{MIN}$.

* Nótese que las diferencias entre demanda mejorada y esencial (ΔE_p y ΔP_p) se han definido en valor absoluto, en vez de relativo como en el capítulo 5, para facilitar la toma de decisiones.

Variables del modelo completo determinista

- $x a_{pa} \in \mathbb{Z}^+$ Numero de aerogeneradores tipo a instalados en el punto p ($p=1, \dots, N$; $a=1, \dots, A$).
- $x s_{ps} \in \mathbb{Z}^+$ Numero de paneles tipo s instalados en el punto p ($p=1, \dots, N$; $s=1, \dots, S$).
- $x z_{pz} \in \mathbb{Z}^+$ Numero de reguladores tipo z instalados en el punto p ($p=1, \dots, N$; $z=1, \dots, Z$).
- $x b_{pb} \in \mathbb{Z}^+$ Numero de baterías tipo b instaladas en el punto p ($p=1, \dots, N$; $b=1, \dots, B$).
- $x i_{pi} \in \mathbb{Z}^+$ Numero de inversores tipo i instalados en el punto p ($p=1, \dots, N$; $i=1, \dots, I$).
- $f e_{pd} \in \mathbb{R}^+$ Flujo de energía [Wh/día] entre los puntos p y d ($p=1, \dots, N$; $d \in Q_p$).
- $f p_{pd} \in \mathbb{R}^+$ Flujo de potencia [W] entre los puntos p y d ($p=1, \dots, N$; $d \in Q_p$).
- $v_p \in \mathbb{R}^+$ Tensión [V] en el punto p ($p=1, \dots, N$ | $v_p \in [V^{MIN}, V^{MAX}]$).

$xg_p \in \{0;1\}$ 1 si se instala algún generador en el punto p ($p=1,\dots,N$); y 0 en caso contrario.

$xc_{pdc} \in \{0;1\}$ 1 si un cable tipo c conecta los puntos p y d ($p=1,\dots,P$; $d \in Q_p$; $c=1,\dots,C$); y 0 en caso contrario.

$xm_p \in \{0;1\}$ 1 si se instala un medidor en el punto p ($p=1,\dots,N$); y 0 en caso contrario.

Nuevas variables que modelizan la incertidumbre

$ed_p \in \mathbb{R}^+$ Energía demandada [Wh/día] por el punto p ($p=1,\dots,N$).

$pd_p \in \mathbb{R}^+$ Potencia demandada [W] por el punto p ($p=1,\dots,N$).

λ Mínima satisfacción con respecto al coste, la energía y la potencia.

λC Satisfacción con el coste del proyecto de electrificación.

λE Satisfacción del punto menos satisfecho con la energía suministrada.

λP Satisfacción del punto menos satisfecho con la potencia suministrada.

Función objetivo

La función objetivo (c1ⁱ) pretende maximizar la satisfacción global de los usuarios finales con la solución obtenida. Esta función incluye, por un lado, la satisfacción con el coste del proyecto (que tiende a soluciones baratas y de baja demanda) y, por otro, el promedio entre las satisfacciones con la energía y la potencia (que tiende a soluciones caras y de alta demanda). Nótese que λC , λE y λP son variables adimensionales que representan la satisfacción de los usuarios finales con respecto a la solución en una escala de 0-1, como en la literatura [Wang et al., 2021]. Finalmente, la función objetivo se calibra con el parámetro γ , que permite asignar mayor o menor importancia a uno u otro elemento. En este trabajo se considera un valor de $\gamma=0,5$, que corresponde con el enfoque 4 identificado como más eficiente en el capítulo 5. Sin embargo, este valor se podría ajustar según el contexto para adaptarse a una mayor variedad de contextos y casos de estudio.

$$[MAX] Z = \gamma \cdot \lambda C + (1 - \gamma) \cdot \frac{1}{2} \cdot (\lambda E + \lambda P) \quad (c1^i)$$

Restricciones del modelo completo determinista

Las restricciones (c2) y (c3) definen como puntos de generación ($xg_p = 1$) aquellos donde se instala, al menos, un aerogenerador o un panel fotovoltaico, respectivamente. En contraposición, la restricción (c4) fuerza como puntos de no generación ($xg_p = 0$) aquellos donde no hay ningún generador. La restricción (c7) permite dimensionar la capacidad de las baterías instaladas en los puntos de generación, que debe ser suficiente para cubrir la demanda del propio punto (ed_p , definida más adelante en las restricciones difusas) y los suministrados a través de los cables de salida de la microrred. La restricción tiene en cuenta la autonomía requerida, el factor de descarga de las baterías y los rendimientos de los equipos.

$$\sum_{a=1}^A xa_{pa} \leq NA \cdot xg_p \quad p = 1, \dots, N \quad (c2)$$

$$\sum_{s=1}^S xs_{ps} \leq NS \cdot xg_p \quad p = 1, \dots, N \quad (c3)$$

$$\sum_{a=1}^A xa_{pa} + \sum_{s=1}^S xs_{ps} \geq xg_p \quad p = 1, \dots, N \quad (c4)$$

$$\frac{DB \cdot \eta b \cdot \eta i}{VB} \sum_{b=1}^B EB_b \cdot xb_{pb} + \left(\sum_{j=1}^N \frac{E_j}{\eta c} \right) (1 - xg_p) \geq E_p + \sum_{d \in Q_p} fe_{pd} \quad p = 1, \dots, N \quad (c7)$$

Las restricciones (c8) y (c9) relacionan los flujos de energía y potencia, respectivamente, entre cada par de puntos p y d , con la existencia de un cable entre dichos puntos. La estructura radial de las microrredes se establece en la restricción (c10), según la cual cada punto p solo puede tener un cable de entrada, excepto los de generación que no pueden tener ninguno. La restricción (c11) define la caída de tensión entre cada par de puntos conectados con un cable; mientras que la restricción (c12) hace lo propio con la intensidad máxima del cable. La potencia de los reguladores solares se dimensiona en función de la potencia de los paneles instalados en dicho punto (c13). La restricción (c14) define que los inversores solo se pueden instalar en los puntos de generación. Finalmente, las restricciones (c15) y (c16) fuerzan que los medidores se instalen en todos los puntos conectados a una microrred.

$$fe_{pd} \leq \left(\sum_{j=1}^N \frac{E_j^{MAX}}{\eta c} \right) \sum_{c=1}^C xc_{pdc} \quad p = 1, \dots, N; d \in Q_p \quad (c8)$$

$$fp_{pd} \leq \left(\sum_{j=1}^N \frac{P_j^{MAX}}{\eta c} \right) \sum_{c=1}^C xc_{pdc} \quad p = 1, \dots, N; d \in Q_p \quad (c9)$$

$$\sum_{q=1|p \in Q_q}^N \sum_{c=1}^C xc_{qpc} + xg_p \leq 1 \quad p = 1, \dots, N \quad (c10)$$

$$v_p - v_d \geq \frac{L_{pd} \cdot RC_c \cdot fp_{pd}}{V^N} - (V^{MAX} - V^{MIN})(1 - xc_{pdc}) \quad p = 1, \dots, N; d \in Q_p; \\ c = 1, \dots, C \quad (c11)$$

$$\frac{fp_{pd}}{V^N} - \left(\sum_{j=1}^N \frac{P_j^{MAX}}{V^{MIN} \cdot \eta c} \right) (1 - xc_{pdc}) \leq IC_c \quad p = 1, \dots, N; d \in Q_p; \\ c = 1, \dots, C \quad (c12)$$

$$\sum_{z=1}^Z PZ_z \cdot xz_{pz} \geq \sum_{s=1}^S PS_s \cdot xs_{ps} \quad p = 1, \dots, N \quad (c13)$$

$$xi_{pi} \leq \frac{\sum_{j=1}^N P_j^{MAX}}{PI_i} \cdot xg_p \quad p = 1, \dots, N; i = 1, \dots, I \quad (c14)$$

$$\sum_{d \in Q_p} \sum_{c=1}^C xc_{pdc} \leq (N-1) \cdot xm_p \quad p = 1, \dots, N \quad (c15)$$

$$\sum_{q=1|p \in Q_q}^N \sum_{c=1}^C xc_{qpc} \leq xm_p \quad p = 1, \dots, N \quad (c16)$$

Nuevas restricciones que modelizan la incertidumbre

La restricción (c17) define la variable de satisfacción con el coste (λC). El coste de los equipos instalados (lado izquierdo de la desigualdad: aerogeneradores, paneles fotovoltaicos, reguladores, baterías, inversores, medidores y cables de microrred) oscila entre el coste mínimo (C^{MIN} , para plena satisfacción $\lambda C=1$) y el coste máximo ($C^{MAX}=C^{MIN}+\Delta C$, para nula satisfacción $\lambda C=0$). Las restricciones (c5) y (c6) llevan a cabo los balances de energía y potencia en cada punto de demanda, para cubrir la demanda. Así, la energía (potencia) suministrada al punto p a través de aerogeneradores y paneles (inversores), teniendo en cuenta los rendimientos, o los cables de entrada de la microrred, debe ser mayor o igual que la energía (potencia) consumida por el punto (ed_p) más la energía (potencia) suministrada a través de los cables de salida de la microrred. Las restricciones (c18ⁱ) y (c19ⁱ) definen el consumo de energía de cada punto. El consumo de un punto oscila entre la demanda esencial (E_p^{MIN} , para nula satisfacción $\lambda E=0$) y la demanda mejorada ($E_p^{MAX}=E_p^{MIN}+\Delta E_p$, para plena satisfacción $\lambda E=1$). Además, se debe considerar (o no) la eficiencia

de los cables, en función de si se trata de un punto alimentado por una microrred (o un punto de generación). Además, el sumatorio entre paréntesis se incluye en ambas restricciones como límite superior para activar/desactivar una u otra. Así, en puntos de generación ($xg_p=1$), la restricción (c18ⁱ) está activada y la (c19ⁱ) desactivada; por lo que el consumo del punto (ed_p) será directamente un valor entre E_p^{MIN} y E_p^{MAX} , dependiendo del valor de λE . En cambio, para los puntos alimentados a través de una microrred, la restricción (c18ⁱ) está deshabilitada y la (c19ⁱ) activada; por lo que el consumo (ed_p) oscila entre E_p^{MIN} y E_p^{MAX} , pero teniendo en cuenta el rendimiento de los cables (ηc). Además, nótese que las desigualdades están definidas de tal forma que λE toma el valor de satisfacción del punto de demanda menos satisfecho con la energía, de entre los N puntos. Finalmente, las restricciones (c20ⁱ) y (c21ⁱ) son análogas a (c18ⁱ) y (c19ⁱ), respectivamente, para la potencia.

$$\begin{aligned} & \sum_{p=1}^N \sum_{a=1}^A CA_a \cdot xa_{pa} + \sum_{p=1}^N \sum_{s=1}^S CS_s \cdot xs_{ps} + \sum_{p=1}^N \sum_{z=1}^Z CZ_z \cdot xz_{pz} + \sum_{p=1}^N \sum_{b=1}^B CB_b \cdot xb_{pb} + \\ & \sum_{p=1}^N \sum_{i=1}^I CI_i \cdot xi_{pi} + \sum_{p=1}^N CM \cdot xm_p + \sum_{p=1}^N \sum_{d \in Q_p} \sum_{c=1}^C L_{pd} \cdot CC_c \cdot xc_{pdc} \leq C^{MIN} + \Delta C(1 - \lambda C) \end{aligned} \quad (c17)$$

$$\sum_{q=1}^N \sum_{p \in Q_q} fe_{qp} + \eta b \cdot \eta i \left(\sum_{a=1}^A EA_{pa} \cdot xa_{pa} + \sum_{s=1}^S ES_s \cdot xs_{ps} \right) \geq ed_p + \sum_{d \in Q_p} fe_{pd} \quad p = 1, \dots, N \quad (c5)$$

$$\sum_{q=1}^N \sum_{p \in Q_q} fp_{qp} + \sum_{i=1}^I PI_i \cdot xi_{pi} \geq pd_p + \sum_{d \in Q_p} fp_{pd} \quad p = 1, \dots, N \quad (c6)$$

$$ed_p \geq E_p^{MIN} + \Delta E_p \cdot \lambda E - \left(\sum_{j=1}^N \frac{E_j^{MAX}}{\eta c} \right) (1 - xg_p) \quad p = 1, \dots, N \quad (c18^i)$$

$$ed_p \geq \frac{E_p^{MIN} + \Delta E_p \cdot \lambda E}{\eta c} - \left(\sum_{j=1}^N \frac{E_j^{MAX}}{\eta c} \right) xg_p \quad p = 1, \dots, N \quad (c19^i)$$

$$pd_p \geq P_p^{MIN} + \Delta P_p \cdot \lambda P - \left(\sum_{j=1}^N \frac{P_j^{MAX}}{\eta c} \right) (1 - xg_p) \quad p = 1, \dots, N \quad (c20^i)$$

$$pd_p \geq \frac{P_p^{MIN} + \Delta P_p \cdot \lambda P}{\eta c} - \left(\sum_{j=1}^N \frac{P_j^{MAX}}{\eta c} \right) xg_p \quad p = 1, \dots, N \quad (c21^i)$$

6.1.2. Modelo difuso de satisfacción promedio

A diferencia del modelo anterior, que se centraba en el punto de demanda menos satisfecho, ahora se considera la satisfacción de todos los puntos de demanda, en conjunto. En consecuencia, se considera una variable de satisfacción con la energía y la potencia para cada punto, y se modifica la función objetivo y algunas restricciones como se describe a continuación.

Variables que modelizan la incertidumbre en el supuesto de satisfacción promedio

λE_p Satisfacción con la energía suministrada al punto p ($p=1, \dots, N$).

λP_p Satisfacción con la potencia suministrada al punto p ($p=1, \dots, N$).

Función objetivo en el supuesto de satisfacción promedio

La función objetivo (c1ⁱⁱ) sustituye a (c1ⁱ) para maximizar la satisfacción global de los usuarios finales con la solución obtenida. Esta función incluye, por un lado, la satisfacción con el coste del proyecto y, por otro, el promedio entre las satisfacciones con la energía y la potencia para todos los puntos de demanda. Finalmente, nótese que λC , λE y λP son variables adimensionales que representan la satisfacción de los usuarios finales con respecto a la solución en una escala de 0-1, como en la literatura [Wang et al., 2021]. Finalmente, igual que en el supuesto de satisfacción mínima, se incluye el parámetro de calibración, cuyo valor se establece en este trabajo en $\gamma=0,5$, pero que permitiría adaptarse a una mayor variedad de contextos y casos de estudio.

$$[MAX] Z = \gamma \cdot \lambda C + (1 - \gamma) \cdot \frac{1}{2N} \cdot \left(\sum_{p=1}^N \lambda E_p + \sum_{p=1}^N \lambda P_p \right) \quad (c1^{ii})$$

Restricciones que modelizan la incertidumbre en el supuesto de satisfacción promedio

Las restricciones (c18ⁱⁱ), (c19ⁱⁱ), (c20ⁱⁱ) y (c21ⁱⁱ), respectivamente, sustituyen a (c18ⁱ), (c19ⁱ), (c20ⁱ) y (c21ⁱ). Nótese que, en vez de λE y λP , ahora se utilizan λE_p y λP_p .

$$ed_p \geq E_p^{MIN} + \Delta E_p \cdot \lambda E_p - \left(\sum_{j=1}^N \frac{E_j^{MAX}}{\eta c} \right) (1 - xg_p) \quad p = 1, \dots, N \quad (c18^{ii})$$

$$ed_p \geq \frac{E_p^{MIN} + \Delta E_p \cdot \lambda E_p}{\eta c} - \left(\sum_{j=1}^N \frac{E_j^{MAX}}{\eta c} \right) xg_p \quad p = 1, \dots, N \quad (c19^{ii})$$

$$pd_p \geq P_p^{MIN} + \Delta P_p \cdot \lambda P_p - \left(\sum_{j=1}^N \frac{P_j^{MAX}}{\eta c} \right) (1 - xg_p) \quad p = 1, \dots, N \quad (c20^{ii})$$

$$pd_p \geq \frac{P_p^{MIN} + \Delta P_p \cdot \lambda P_p}{\eta c} - \left(\sum_{j=1}^N \frac{P_j^{MAX}}{\eta c} \right) xg_p \quad p = 1, \dots, N \quad (c21^{ii})$$

6.2. Casos de estudio

Con objeto de validar los dos modelos difusos presentados previamente, se consideran 6 casos de estudio de tres países latinoamericanos. Las características principales de los casos de estudio y su población se describen a continuación: dos en la Amazonía ecuatoriana (subapartado 6.2.1), dos de una zona semiárida de México (subapartado 6.2.2) y dos de la sierra peruana (subapartado 6.2.3). Téngase en cuenta que las características de las seis comunidades son significativamente distintas, para evaluar el desempeño de los modelos difusos en diferentes contextos. Finalmente, se detallan los parámetros tecno-económicos de los equipos considerados para el análisis (subapartado 6.2.4).

6.2.1. Comunidades de Ecuador

Las comunidades estudiadas son Suraka (2°02'21'' S–76°21'29''W) y Conambo (2°00'22'' S–76°27'08''W). Ambas tienen niveles de vida, acceso a servicios básicos y características culturales similares. En cuanto a servicios básicos, ninguno de ellos tiene acceso a agua potable, alcantarillado ni electricidad. Suraka tiene 12 puntos de demanda: 9 casas, 2 centros comunitarios y 1 escuela. En cambio, Conambo es una comunidad particularmente grande, con 61 puntos de demanda: 49 casas, 8 aulas escolares y 4 centros comunitarios (es decir, 1 sala de juntas, 2 comedores y 1 sala de espera). Finalmente, según los promotores del proyecto, los aerogeneradores no son considerados como una opción para las comunidades amazónicas debido al impacto ambiental negativo de esta tecnología (principalmente, por la tala de árboles).

6.2.2. Comunidades de México

Las comunidades estudiadas son Tuzal (16°42'11'' N–93°55'02''W) y Villa del Río (16 4404200 N–93 5501300 W), ubicadas en el estado de Chiapas. Este estado está en el sur del país, tiene el IDH más bajo (0,667), y tiene aproximadamente 6.000 comunidades sin acceso a la electricidad [Gómez-Hernández et al., 2019]. Tuzal se encuentra a 90 km de la capital regional y cuenta con 14 casas, 1 escuela, 1 centro comunitario, 1 tienda y 1 iglesia. Ninguna de las casas tiene agua potable; por lo que debe llevarse desde un pozo cercano. El acceso a esta comunidad es difícil por el relieve montañoso. Villa del Río se encuentra a 100 km de la capital regional y cuenta con 20 casas, 1 escuela, 1 centro comunitario, 2 tiendas y 2 iglesias. El acceso a la comunidad también es difícil por el relieve montañoso y los caminos de tierra.

6.2.3. Comunidades de Perú

Las comunidades estudiadas son El Alumbre (6°52'57'' S–78°26'23'' W) y Alto Perú (6°54'25'' S–78° 37'24''W). La primera cuenta con 33 casas, 1 escuela y 1 centro de salud, muy dispersos. Alto Perú cuenta con 26 viviendas, el 50% de ellas concentradas en el 30% del territorio. El recurso eólico en ambas comunidades es variable; en algunas partes de la comunidad, el recurso eólico es alto, mientras que otras partes es de bajo a moderado. El recurso solar es significativo, constante e igual para ambas comunidades.

6.2.4. Datos de entrada de los modelos

La Tabla 6.1 resume los datos utilizados para validar los modelos difusos. Los datos son diferentes para los tres países estudiados. En cuanto a las demandas esenciales y mejoradas, se han definido unos valores junto con expertos en electrificación rural de cada país, de acuerdo con las necesidades específicas de la población de cada región. Con base en estos escenarios, los costes máximos (C^{MAX}) y mínimos (C^{MIN}) para cada comunidad se calculan utilizando el modelo completo determinista. El resto de los datos se han obtenido de catálogos comerciales, una revisión de la literatura y consultas con promotores de los proyectos. Los modelos se han resuelto con el programa ILOG CPLEX 12.6 en un ordenador con CPU Intel Core 15-1135G7 de 2.40 GHz con 12 GB de RAM.

Tabla 6.1. Datos de entrada para cada comunidad y país

Comunidad		Ecuador		México		Perú	
		Suraka	Conambo	Tuzal	Villa del Rio	El Alumbre	Alto Perú
Puntos Demanda	Puntos Demanda N	12	61	18	26	33	26
	Distancia Máxima L^{MAX} [m]	500		500		500	
Demanda Energía	Esencial E_p^{MIN} [Wh/day]	1000 (todos)		100 (otros) 750 (casas) 1500 (iglesias)	280 (casas) 975 (otros)	280 (todos)	
	Mejorada E_p^{MAX} [Wh/day]	1500 (todos)		150 (otros) 1125 (casas) 2250 (iglesias)	420 (casas) 1463 (otros)	420 (todos)	
Pick Demanda Potencia	Esencial P_p^{MIN} [W]	600 (todos)		50 (otros) 300 (casas) 750(iglesias)	200 (casas) 600 (escuela) 1000 (centro salud)	200 (todos)	
	Mejorada P_p^{MAX} [W]	900 (todos)		75 (otros) 450 (casas) 1125(iglesias)	300 (casas) 900 (escuelas) 1500 (centro salud)	300 (todos)	
Turbinas Viento	Opciones A	n.a.		6	4		
	Numero Máximo NA	n.a.		28	28		
	Energía EA_{pa} [Wh/day]	n.a.		180 a 121487	61 a 16464		
	Coste CA_a [US\$]	n.a.		1565 a 40242	974 a 5132		
PV paneles	Opciones S	1		5	4		
	Numero Máximo NS	40		52	52		
	Energía ES_s [Wh/day]	1179		403 a 1048	217 a 652		
	Potencia nominal PS_s [W]	330		100 a 260	50 a 150		
	Coste CS_s [US\$]	350		197 a 245	451 a 800		
PV regulador	Opciones Z	2		4	4		
	Pick potencia PZ_z [W]	480 a 2880		50 a 200	50 a 200		
	Coste CZ_z [US\$]	300 a 700		67 a 125	67 a 125		
Baterías	Opciones B	2		4	4		
	Capacidad EB_b [Wh/day]	1800 a 3600		24422 a 63360	1500 a 3000		
	Coste CB_b [US\$]	300 a 850		132 a 387	225 a 325		
	Descarga DB [u.f.]	0.60		0.60	0.60		
	Autonomía VB [days]	3		2	2		
	Eficiencia ηB [u.f.]	0.85		0.85	0.85		
Inversores	Opciones I	2		5	4		
	Pick potencia PI_i [W]	600 a 3600		450 a 3000	300 a 3000		
	Coste CI_i [US\$]	400 a 2000		60 a 582	377 a 2300		
	Eficiencia ηI	0.85		0.85	0.85		
Metros	Coste CM [US\$]	50		50	50		
LV Líneas	Opciones C	2		3	2		
	Resistencia RC_c [Ω /m]	0.0016 a 0.0030		0.0017 to 0.0027	0.0017 a 0.0027		
	Intensidad IC_c [A]	60 a 96		89 a 101	89 a 101		
	Coste CC_c [US\$/m]	3.94 a 6.03		4.90 a 5.25	4.90 a 5.00		
	Voltaje nominal V^N [V]	220		220	220		
	Voltaje Mínimo V^{MIN} [V]	210		210	210		
	Voltaje Máximo V^{MAX} [V]	230		230	230		
Eficiencia ηC [u.f.]	0.90		0.90	0.90			

6.3. Análisis de los resultados

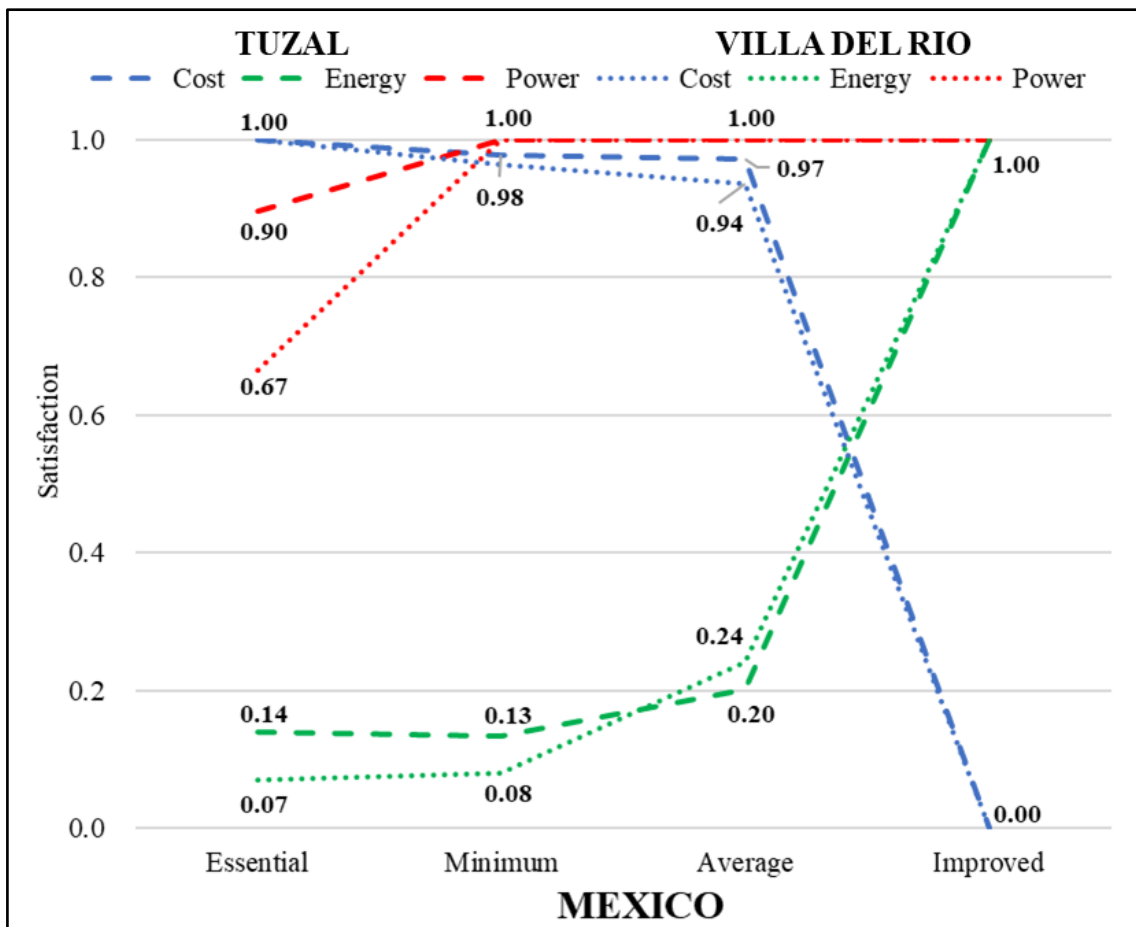
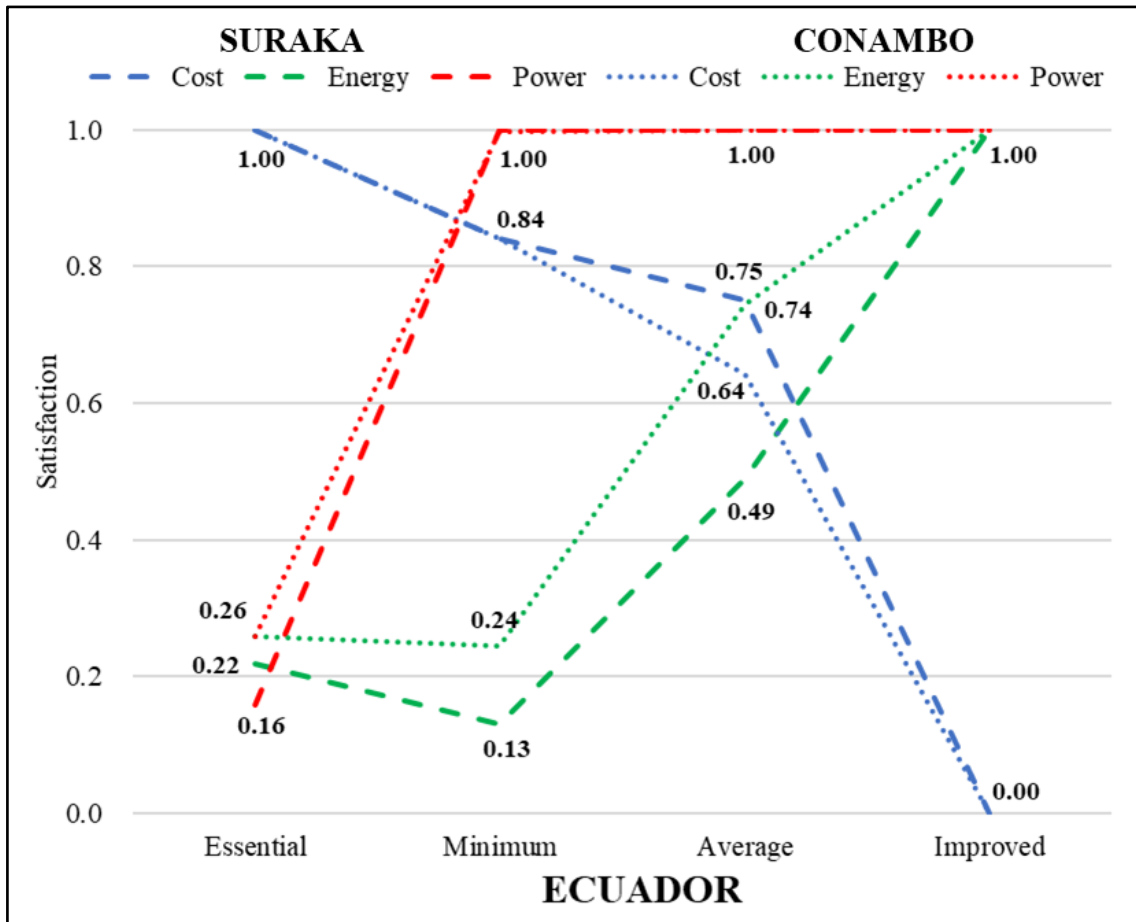
En este apartado, en primer lugar, se discuten los resultados obtenidos para las seis comunidades estudiadas, desde la perspectiva de cuán balanceadas son las soluciones obtenidas por los modelos

difusos propuestos en comparación con las que se obtendrían con el modelo completo determinista (subapartado 6.3.1). Luego, se comparan las soluciones de los dos supuestos (es decir, satisfacción mínima y satisfacción promedio) para identificar el más adecuado (subapartado 6.3.2).

6.3.1. Resultados para los seis estudios de caso

La Figura 6.1 muestra los resultados de satisfacción con respecto al coste λC (azul), la energía λE (verde) y la potencia λP (rojo) para las seis comunidades estudiadas. Los resultados están organizados en tres imágenes, una por cada país, utilizando líneas discontinuas (para Suraka, Tuzal y El Alumbre) o punteadas (para Conambo, Villa del Río y Alto Perú). Además, se muestran los resultados para las cuatro soluciones obtenidas en cada comunidad. Los resultados del modelo completo determinista se presentan en los extremos de la figura: demanda esencial (a la izquierda) y demanda mejorada (a la derecha). Los resultados de los modelos difusos se presentan en el centro: satisfacción mínima (centro-izquierda) y satisfacción promedio (centro-derecha). Así, por ejemplo, en Suraka (Ecuador), la Figura 6.1 muestra los valores de $\lambda C=1,00$, $\lambda E=0,22$ y $\lambda P=0,16$ obtenidos para la demanda esencial con el modelo completo determinista y $\lambda C=0,84$, $\lambda E=0,13$ y $\lambda P=1,00$ obtenido con el modelo difuso de satisfacción mínima.

En relación con los resultados del modelo completo determinista, las soluciones de demanda esencial alcanzan la plena satisfacción para el coste, pero muy baja para la energía y, ocasionalmente, alta para la potencia. En efecto, las soluciones de demanda esencial no se limitan a una satisfacción con la energía y la potencia nula (igual a 0,0). La razón de ello es la naturaleza escalonada de los equipos y las economías de escala, lo que hace que, en algunos casos, se suministre una demanda de energía y/o potencia superior a la estrictamente necesaria sin incrementar el coste. Esto varía dependiendo de la comunidad; por ejemplo, en Tuzal el modelo determinista con demanda esencial obtiene una satisfacción con la energía de 0,14 y con la potencia de 0,90. Por el contrario, la satisfacción con la energía en Suraka es de 0,22 y con la potencia de 0,16. Por otra parte, se puede observar como las soluciones del modelo completo determinista con la demanda mejorada obtienen en todos los casos la plena satisfacción con la energía y la potencia, a cambio de una nula satisfacción en cuanto al coste.



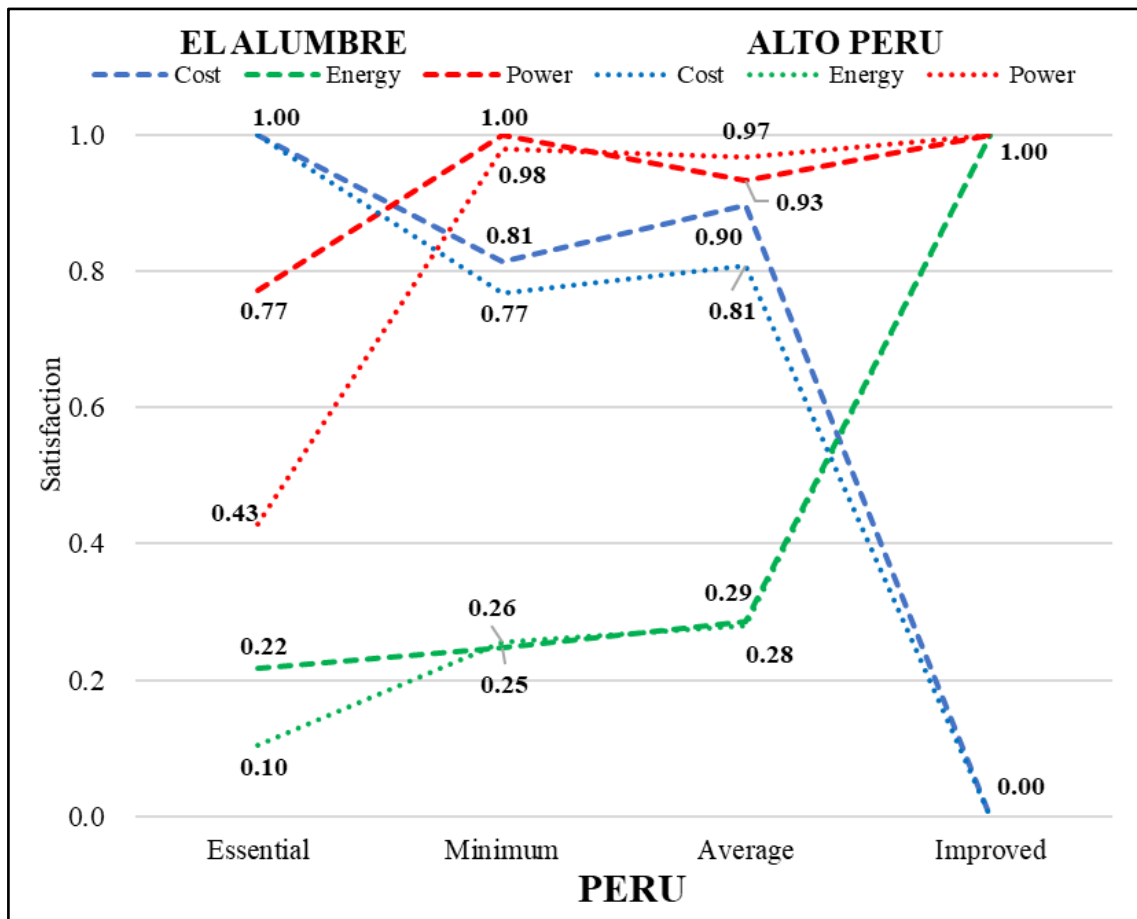


Figura 6.1. Resultados de los 6 casos de estudio.

En cuanto a las soluciones de los modelos difusos, en comparación con las soluciones deterministas con demanda esencial, proporcionan una satisfacción con la energía similar (ligeramente menor o mayor, según la comunidad), pero una satisfacción con la potencia significativamente mayor. A cambio, las soluciones son un poco más costosas. Por ejemplo, en Alto Perú la satisfacción con la energía aumenta de 0,10 (esencial) a 0,26 (mínimo) o 0,28 (promedio) y con la potencia de 0,43 (esencial) a 0,98 (mínimo) o 0,97 (promedio). Estas mejoras se logran con una pequeña reducción en la satisfacción con el coste de 1,00 (esencial) a 0,77 (mínimo) o 0,81 (promedio). Por otra parte, en comparación con las soluciones deterministas con demanda mejorada, las soluciones difusas proporcionan una satisfacción con la potencia similar y una menor satisfacción con la energía para obtener una satisfacción con el coste mucho mayor.

Con todo esto, se puede afirmar que los resultados confirman que las soluciones obtenidas con los modelos difusos son más equilibradas que las soluciones del modelo determinista, y que se habrían obtenido sin el trabajo propuesto en esta tesis doctoral. En general, las soluciones de los modelos difusos compensan una reducción en una de las variables de satisfacción con un aumento mayor en una de las otras dos variables de satisfacción. Por tanto, el uso de los modelos difusos reduce

los efectos negativos de la incertidumbre y permite obtener soluciones robustas y globalmente mejores en términos de satisfacción.

Finalmente, vale la pena señalar que, en todas las comunidades de Ecuador y México, el supuesto de satisfacción promedio muestra resultados con una satisfacción con la energía y la potencia similar al supuesto de satisfacción mínima, pero las soluciones del supuesto promedio tienen un mayor coste. En contraste, en las comunidades de Perú ocurre la situación opuesta. Por tanto, la comparación entre los dos supuestos no es sencilla y se examina más en detalle en el siguiente subapartado.

6.3.2. Comparación de supuestos

En el subapartado anterior, se ha mostrado que los modelos difusos permiten obtener soluciones más equilibradas que con el modelo determinista. Sin embargo, la discusión entre los dos supuestos de satisfacción mínima y satisfacción promedio requiere de un mayor detalle. Al respecto, nótese que las funciones objetivo de los modelos difusos (ver $(c1^i)$ y $(c1^{ii})$) buscan un equilibrio entre la satisfacción con el coste y el promedio de las satisfacciones con la energía y la potencia. En consecuencia, la comparativa de los supuestos a partir de la Figura 6.1 no es sencilla, puesto que las variaciones en la satisfacción con el coste no son directamente proporcionales a las variaciones en la satisfacción con la energía o la potencia.

Con el propósito de facilitar el análisis, se propone la Figura 6.2. En ella, se muestran las 12 soluciones estudiadas (es decir, 6 comunidades con 2 supuestos por comunidad). Para cada solución se calculan dos valores: la función objetivo de satisfacción mínima ($c1^i$) en la imagen superior; y la función objetivo de satisfacción promedio ($c1^{ii}$) en la imagen inferior. Por ejemplo, en Suraka, al resolver el modelo difuso con el supuesto de satisfacción mínima, el valor obtenido de la función objetivo ($c1^i$) es de 1,40 (imagen de arriba). Además, para esta misma solución se calcula manualmente el valor de la otra función objetivo ($c1^{ii}$), obteniendo un valor de 1,41 (imagen de abajo). Por otra parte, y también para Suraka, al resolver el modelo difuso con el supuesto de satisfacción promedio, el valor obtenido de la función objetivo ($c1^{ii}$) es de 1,49 (imagen de abajo). Para esta solución se calcula manualmente el valor de la otra función objetivo ($c1^i$), obteniendo 1,25 (imagen de arriba). Este mismo proceso se repite para todas las comunidades.

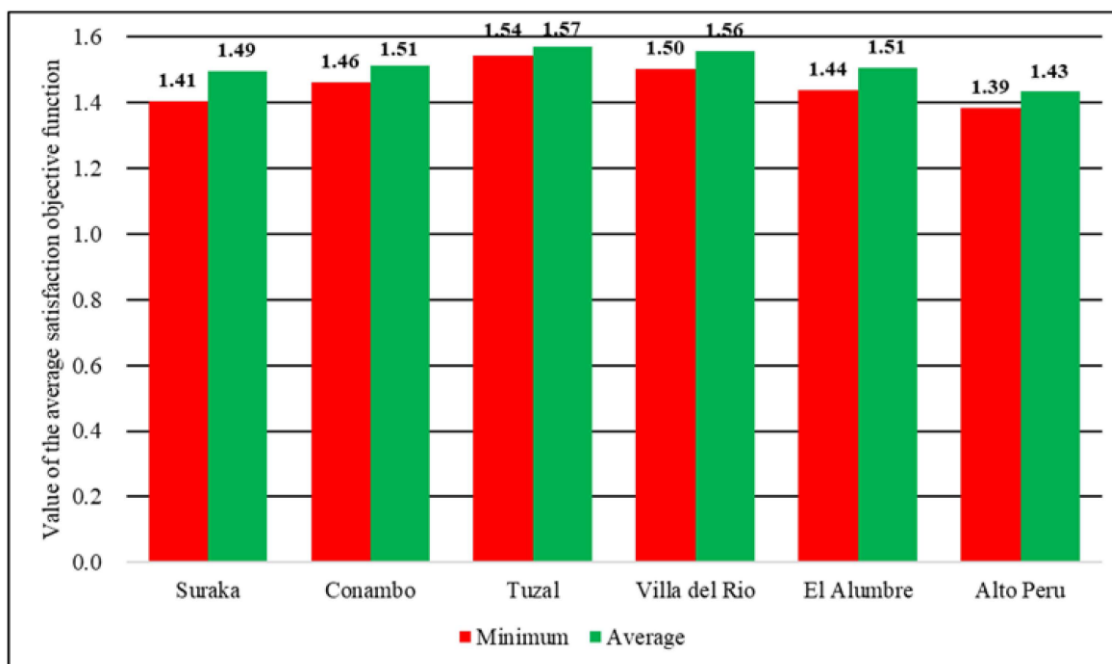
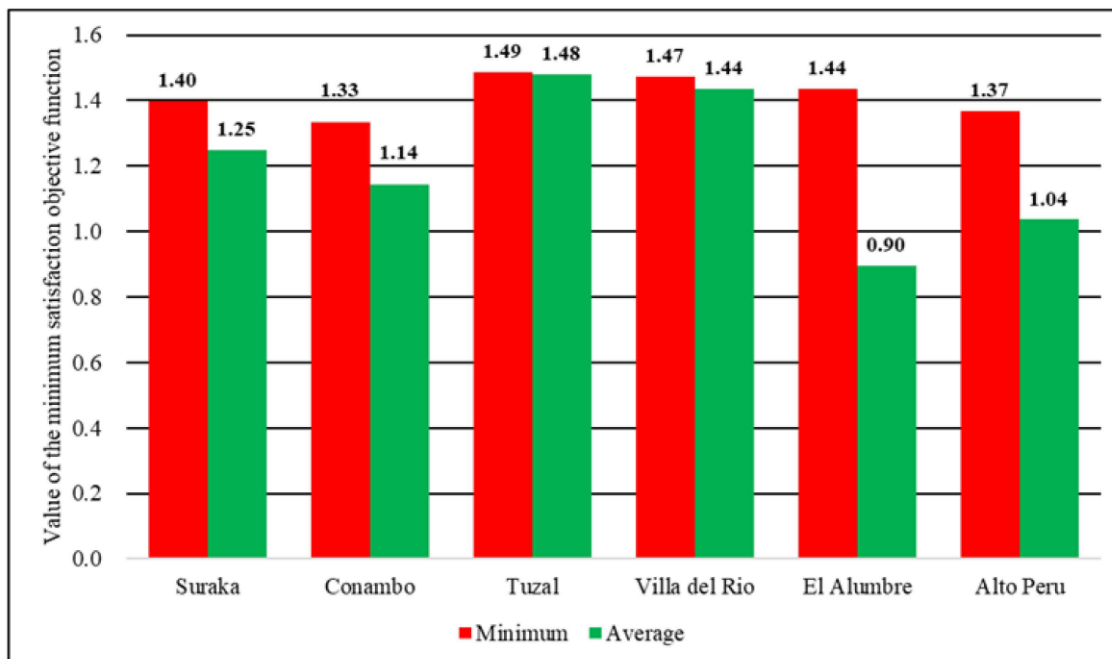


Figura 6.2. Comparación de valores de la función objetivo entre los supuestos mínimo y promedio

Como se muestra en la Figura 6.2, lógicamente, las soluciones de satisfacción mínima (barras rojas) en la imagen superior son más altas que las soluciones de satisfacción promedio (barras verdes) para todas las comunidades; y el comportamiento contrario ocurre en la imagen inferior. Sin embargo, las diferencias entre los tamaños de las barras son significativamente mayores para la función objetivo de satisfacción mínima (imagen de arriba) que para la función objetivo de satisfacción promedio (imagen de abajo). Por ejemplo, en Conambo la diferencia es de 0,19 para la función objetivo de satisfacción mínima (1,33 vs 1,14), mientras que para la función objetivo

de satisfacción promedio es de sólo 0,05 (1,46 vs 1,51). En El Alumbre, las diferencias son aún mayores: 0,54 (1,44 vs 0,90) y 0,07 (1,44 vs 1,51), respectivamente. En definitiva, las soluciones de satisfacción promedio lógicamente obtienen valores máximos para su propia función objetivo ($c1^{ii}$), pero su desempeño en cuanto a la función objetivo de satisfacción mínima ($c1^i$) resulta limitado. En cambio, las soluciones de satisfacción mínima son más recomendables, ya que lógicamente obtienen los valores máximos en su propia función objetivo ($c1^i$), pero además alcanzan valores cercanos a los máximos en la función objetivo de satisfacción promedio ($c1^{ii}$).

En resumen, y como recomendación para promotores de proyectos que deseen diseñar sistemas de electrificación para comunidades sin electricidad, donde la demanda es difícil de estimar, mediante esta tesis doctoral se sugiere resolver los dos modelos difusos propuestos. Las soluciones obtenidas equilibran, de forma diferente, la satisfacción en cuanto al coste, la energía y la potencia; y, luego, se puede elegir una de entre las dos soluciones en función de detalles muy específicos de cada caso, teniendo en cuenta la opinión de expertos y la comunidad. Sin embargo, en caso de tener que optar por un único modelo, la recomendación general es que el modelo difuso de satisfacción mínima obtiene globalmente mejores soluciones.

7. Conclusiones

La meta del acceso global a los servicios energéticos aún está lejos de completarse, particularmente en las zonas rurales de los países en desarrollo. Ampliar el acceso a la electricidad a través de la red nacional puede tener importantes limitaciones tecnológicas y económicas en áreas rurales. Como alternativa, se están impulsando los sistemas aislados, individuales o microrredes, principalmente basados en fuentes de energía renovables. El diseño de sistemas eólico-solares con distribución individual y en microrred es un problema complejo, dado que se deben estudiar multitud de ubicaciones y tamaños para los generadores, así como todas las conexiones posibles entre los puntos de demanda para formar las microrredes. Además, en los proyectos de acceso a la electricidad existe incertidumbre en varias etapas del desarrollo; en particular en la estimación de la demanda futura de electricidad para poblaciones previamente sin acceso a dicho servicio. A esto se suma que los equipos de generación y distribución suelen tener características escalonadas, por lo que pequeñas variaciones en la demanda pueden tener un impacto significativo en la solución, y especialmente en el coste.

En este contexto, el objetivo principal de esta tesis doctoral es resolver el problema de diseño de proyectos de electrificación rural con energías eólica-solar y distribución individual y en microrred, teniendo en cuenta la incertidumbre que existe cuando se estima la demanda de electricidad para poblaciones no electrificadas. Para ello, se desarrolla un modelo de PLEM difuso, que proporciona a los promotores de la electrificación rural en países en desarrollo una herramienta sencilla para diseñar proyectos de acceso a la electricidad. En concreto, se comparan distintos enfoques basados en la lógica difusa, identificando el más eficiente para hallar un equilibrio entre el coste del proyecto y la satisfacción de los usuarios con la demanda suministrada.

En primer lugar, se analiza el modo más adecuado para modelizar la incertidumbre en la demanda, y su influencia en el coste, teniendo en cuenta las necesidades y las características de la población a electrificar. Así, se propone modelizarlo mediante una función rampa dentro de un rango de demandas potenciales a cubrir: desde una demanda esencial, por debajo de la cual las necesidades básicas de los usuarios no quedarían cubiertas; hasta una demanda mejorada, por encima de la cual el coste del proyecto sería demasiado elevado. Con esto, se propone introducir la incertidumbre en la demanda a modelos de PLEM deterministas de diseño de sistemas de electrificación.

Dado que la inclusión de la incertidumbre en la demanda no es sencilla, inicialmente se introduce en un modelo básico, que solo considera la energía solar y simplifica los elementos del sistema. Además, se desarrollan cinco enfoques de modelos de PLEM difusos, considerando diferentes opciones para equilibrar la satisfacción con respecto al coste, la energía y la potencia. Los tres primeros se basan en la revisión de la literatura y equilibran el aspecto menos satisfecho (de entre el coste, la energía o la potencia) frente a la satisfacción promedio de los tres aspectos. En cambio, los otros dos enfoques son nuevos y se basan en equilibrar satisfacciones opuestas: el coste (que tiende a soluciones baratas y de poca demanda) vs la energía y la potencia (que tienden a soluciones caras y con mucha demanda). Además, cada enfoque se desarrolla para dos supuestos: satisfacción mínima (que se centra en el punto de demanda menos satisfecho) y satisfacción promedio (que considera la satisfacción global de todos los puntos de demanda).

Para validar la propuesta se realizan dos experimentos computacionales. Primero, se compara el desempeño de los cinco enfoques, considerando 5 escenarios para la incertidumbre en la demanda, así como los dos supuestos (satisfacción mínima y promedio). Los resultados muestran los dos enfoques nuevos propuestos equilibran adecuadamente la minimización del coste frente a la maximización de la energía y la potencia. En particular, el enfoque 4 que no requiere de parámetros de calibración, facilita la claridad en el análisis de resultados para los promotores del proyecto. La comparación de los resultados de este modelo con los proyectos reales de dos comunidades de Perú muestra que las soluciones deterministas representan situaciones extremas, mientras que las soluciones difusas logran una buena satisfacción con el coste y la demanda.

Teniendo en cuenta los resultados obtenidos con el modelo básico, y para ampliar la aplicabilidad de las herramientas de diseño, se desarrolla un nuevo modelo completo, que incluye la incertidumbre en la demanda, y que considera todos los condicionantes de las tecnologías eólica y fotovoltaica, así como de las microrredes, los sistemas individuales y sus componentes. Además, se modelizan los dos supuestos estudiados previamente: maximizar la satisfacción mínima y maximizar la satisfacción promedio. Para validar el modelo completo, se realiza un experimento computacional utilizando seis casos de estudio de tres países de América Latina (Ecuador, México y Perú). En particular, se definen dos escenarios de demanda: esencial, para cubrir las necesidades básicas, y mejorada, por encima de la cual las soluciones serían demasiado caras. Con esto, se comparan las soluciones (una para cada supuesto) del modelo completo difuso con las obtenidas con el modelo completo determinista. Los resultados muestran que las soluciones deterministas tienden a un suministro reducido o un coste elevado, mientras que las soluciones difusas logran un

equilibrio adecuado entre el coste, la energía y la potencia. Finalmente, se compararon los resultados de los dos supuestos (satisfacción mínima y promedio). Si bien de forma general es recomendable resolver ambos modelos y luego seleccionar la mejor solución en función de detalles específicos de cada caso de estudio, el modelo con satisfacción mínima es preferible en el caso de promotores que deseen una única solución, ya que obtiene soluciones que maximizan la satisfacción mínima, a la vez que se acercan a la máxima satisfacción promedio.

Como resultado de esta tesis doctoral, los promotores de proyectos de acceso a la electricidad en países en desarrollo disponen de una herramienta de ayuda a la toma de decisiones que permite obtener soluciones robustas que no dependen de la estimación exacta de la demanda. Previo a este trabajo, los promotores obtenían soluciones que estaban sujeta a la calidad de la estimación de la demanda de los usuarios finales. En el caso de querer probar diferentes escenarios de demanda, debían resolver cada uno manualmente mediante un modelo de PLEM determinista y luego seleccionar la mejor solución con un análisis que podía no ser sencillo. En cambio, con esta nueva propuesta de modelos de PLEM difusos, el proceso de diseño se simplifica significativamente. Ahora, los promotores únicamente deben delimitar un rango de valores para la demanda, y pueden obtener directamente la solución más equilibrada.

Como futuras líneas de investigación, se propone estudiar la posibilidad de ampliar la aplicabilidad de los modelos incluyendo nuevas opciones tecnológicas; por ejemplo, la pequeña hidroeléctrica. Además, para acelerar los procedimientos de resolución sería interesante desarrollar procedimientos heurísticos que permitan obtener buenas soluciones en un tiempo de cálculo reducido. Estos procedimientos heurísticos se prevé que sean especialmente necesarios cuando se amplíen los modelos con nuevas opciones tecnológicas y para ejemplares de grandes dimensiones. Como procedimientos heurísticos, se podrían plantear métodos basados en los modelos de PLEM difusos, pero también heurísticas adhoc, basadas en las características propias del problema a resolver, que han demostrado ser eficaces, y para las cuales se debería introducir la consideración de la incertidumbre.

Referencias

- Acheampong, A. O., Erdiaw-Kwasie, M. O., & Abunyewah, M. (2021). Does energy accessibility improve human development? Evidence from energy-poor regions. *Energy Economics*, 96, 105165. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2021.105165>
- AIE. (2017). *Perspectiva Mundial de la Energia*.
- AIE. (2018). 2018 Global Status Report. In United Nations Environment and International Energy Agency. http://www.ren21.net/wp-content/uploads/2018/06/17-8652_GSR2018_FullReport_web_final_.pdf
- AIE, (2019a) International Energy Association. World energy outlook.
- AIE; (2019b) IRENA; UNSD; WB; WHO Tracking SDG7: The energy progress report; International Energy Agency (IEA), International Renewable Energy Agency (IRENA), United Nations Statistics Division (UNSD), World Bank (WB), World Health Organization (WHO): Washington, DC.
- Akikur, R. K., Saidur, R., Ping, H. W., & Ullah, K. R. (2013). Comparative study of stand-alone and hybrid solar energy systems suitable for off-grid rural electrification: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 27, 738–752. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.06.043>
- Akorede, M. F., Hizam, H., & Pouresmaeil, E. (2010). Distributed energy resources and benefits to the environment. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 14(2), 724–734. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2009.10.025>
- Al Busaidi, A. S., Kazem, H. A., Al-Badi, A. H., & Farooq Khan, M. (2016). A review of optimum sizing of hybrid PV–Wind renewable energy systems in oman. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 53, 185–193. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.08.039>
- Al-Falahi, M. D., Jayasinghe, S. D. G., & Enshaei, H. J. E. C. (2017). A review on recent size optimization methodologies for standalone solar and wind hybrid renewable energy system. *Energy conversion and management*, 143, 252-274. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2017.04.019>
- Alzola, J. A., Vechiu, I., Camblong, H., Santos, M., Sall, M., & Sow, G. (2009). Microgrids project, Part 2: Design of an electrification kit with high content of renewable energy sources in Senegal. *Renewable Energy*, 34(10), 2151–2159. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2009.01.013>
- Anoune, K., Bouya, M., Astito, A., & Abdellah, A. B. (2018). Sizing methods and optimization techniques for PV-wind based hybrid renewable energy system: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 93, 652-673. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.05.032>
- Arraez-Cancelliere, O. A., Munoz-Galeano, N., & Lopez-Lezama, J. M. (2017). Performance and economical comparison between micro-inverter and string inverter in a 5, 1 kWp residential PV-system in Colombia. 2017 IEEE Workshop on Power Electronics and Power Quality Applications (PEPQA), 1–5. <https://doi.org/10.1109/PEPQA.2017.7981678>
- Askarzadeh, A. (2013). A discrete chaotic harmony search-based simulated annealing algorithm for optimum design of PV/wind hybrid system. *Solar Energy*, 97, 93–101. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2013.08.014>
- Askarzadeh, A. (2017). Optimisation of solar and wind energy systems: a survey. *International Journal of Ambient*

Energy, 38(7), 653–662. <https://doi.org/10.1080/01430750.2016.1155493>

- Aslan, O., Altan, A., & Hacıoglu, R. (2017). The control of blast furnace top gas pressure by using fuzzy PID. In Proceedings of the fifth international conference on advances in mechanical and robotics engineering–AMRE (pp. 22-26). doi: 10.15224/978-1-63248-123-8-18
- Axaopoulos, P. J., Fylladitakis, E. D., & Gkarakis, K. (2014). Accuracy analysis of software for the estimation and planning of photovoltaic installations. *International Journal of Energy and Environmental Engineering*, 5(1), 71. <https://doi.org/10.1007/s40095-014-0071-y>
- Azadeh, A., Ghaderi, S. F., Tarverdian, S., & Saberi, M. (2007). Integration of artificial neural networks and genetic algorithm to predict electrical energy consumption. *Applied mathematics and computation*, 186(2), 1731-1741. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2006.08.093>
- Badurally Adam, N. R., Dauhoo, M. Z., & Elahee, M. K. (2017). A simulated-based genetic algorithm for the forecasting of monthly peak electricity demand. *International Journal of Operational Research*, 28(2), 164-182. <https://doi.org/10.1504/IJOR.2017.081477>
- Badurally Adam, N. R., Elahee, M. K., & Dauhoo, M. Z. (2011). Forecasting of peak electricity demand in Mauritius using the non-homogeneous Gompertz diffusion process. *Energy*, 36(12), 6763-6769. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2011.10.027>
- Bahramara, S., Moghaddam, M. P., & Haghifam, M. R. (2016). Optimal planning of hybrid renewable energy systems using HOMER: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 62, 609–620. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.05.039>
- Banos, R., Manzano-Agugliaro, F., Montoya, F. G., Gil, C., Alcayde, A., & Gómez, J. (2011). Optimization methods applied to renewable and sustainable energy: A review. *Renewable and sustainable energy reviews*, 15(4), 1753-1766. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2010.12.008>
- Bratcu, A. I., Munteanu, I., & Ceanga, E. (2008, June). Optimal control of wind energy conversion systems: From energy optimization to multi-purpose criteria-A short survey. In 2008 16th Mediterranean Conference on Control and Automation (pp. 759-766). IEEE. <https://doi.org/10.1109/MED.2008.4602183>
- Bazmi, A. A., & Zahedi, G. (2011). Sustainable energy systems: Role of optimization modeling techniques in power generation and supply - A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 15(8), 3480–3500. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2011.05.003>
- Belmili, H., Haddadi, M., Bacha, S., Almi, M. F., & Bendib, B. (2014). Sizing stand-alone photovoltaic-wind hybrid system: Techno-economic analysis and optimization. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 30, 821–832. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.11.011>
- Bhagavathy, S. M., & Pillai, G. (2018). PV microgrid design for rural electrification. *Designs*, 2(3), 33. <https://doi.org/10.3390/designs2030033>
- Bhandari, B., Lee, K.-T., Lee, G.-Y., Cho, Y.-M., & Ahn, S.-H. (2015). Optimization of hybrid renewable energy power systems: A review. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 2(1), 99–112. <https://doi.org/10.1007/s40684-015-0013-z>
- Bhattacharyya, S. C. (2012a). Energy access programmes and sustainable development: A critical review and analysis.

- Energy for Sustainable Development, 16(3), 260–271. <https://doi.org/10.1016/j.esd.2012.05.002>
- Bhattacharyya, S. C. (2012b). Review of alternative methodologies for analysing off-grid electricity supply. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(1), 677–694. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2011.08.033>
- Bilgen, B. (2010). Application of fuzzy mathematical programming approach to the production allocation and distribution supply chain network problem. *Expert Systems with Applications*, 37(6), 4488–4495. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.12.062>
- Bobillo, F., & Straccia, U. (2008). fuzzy DL: An Expressive Fuzzy Description Logic Reasoner. 2008 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (IEEE World Congress on Computational Intelligence), 1, 923–930. <https://doi.org/10.1109/FUZZY.2008.4630480>
- Bobillo, F., & Straccia, U. (2013). Aggregation operators for fuzzy ontologies. *Applied Soft Computing*, 13(9), 3816–3830. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2013.05.008>
- Camblong, H., Sarr, J., Niang, A. T., Curea, O., Alzola, J. A., Sylla, E. H., & Santos, M. (2009). Micro-grids project, Part 1: Analysis of rural electrification with high content of renewable energy sources in Senegal. *Renewable Energy*, 34(10), 2141–2150. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2009.01.015>
- Cameron, C. P., Boyson, W. E., & Riley, D. M. (2008). Comparison of PV system performance-model predictions with measured PV system performance. 2008 33rd IEEE Photovoltaic Specialists Conference, 1–6. <https://doi.org/10.1109/PVSC.2008.4922865>
- Cavalcante, F. F., Rodrigues, V. dos S., Rodrigues, G. dos S., Nunes, M. V. A., Carvalho, E. N. de, Araújo, W. G. de, & Ramkeerat, P. F. R. (2017). Simulation Study to Evaluate the Performance of a Photovoltaic System Connected to the Electrical Network in Terra Santa-PA. *ITEGAM- Journal of Engineering and Technology for Industrial Applications (ITEGAM-JETIA)*, 3(10). <https://doi.org/10.5935/2447-0228.20170041>
- Chauhan, A., & Saini, R. P. (2014). A review on Integrated Renewable Energy System based power generation for stand-alone applications: Configurations, storage options, sizing methodologies and control. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 38, 99–120. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.05.079>
- Chaurey, A., & Kandpal, T. C. (2010). Assessment and evaluation of PV based decentralized rural electrification: An overview. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 14(8), 2266–2278. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2010.04.005>
- Cho, J. H., Chun, M. G., & Hong, W. P. (2016). Structure optimization of stand-alone renewable power systems based on multi object function. *Energies*, 9(8), 649. <https://doi.org/10.3390/en9080649>
- Ciupageanu, D. A., Barelli, L., & Lazaroiu, G. (2020). Real-time stochastic power management strategies in hybrid renewable energy systems: A review of key applications and perspectives. *Electric Power Systems Research*, 187, 106497. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2020.106497>
- Deline, C., Dobos, A., Janzou, S., Meydbray, J., & Donovan, M. (2013). A simplified model of uniform shading in large photovoltaic arrays. *Solar Energy*, 96, 274–282. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2013.07.008>
- Díaz-Madroño, M., Peidro, D., & Mula, J. (2014). A fuzzy optimization approach for procurement transport operational planning in an automobile supply chain. *Applied Mathematical Modelling*, 38(23), 5705–5725. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2014.04.053>

- Dincer, I., & Acar, C. (2015). A review on clean energy solutions for better sustainability. *International Journal of Energy Research*, 39(5), 585–606. <https://doi.org/10.1002/er.3329>
- Dincer, H., & Yuksel, S. (2019). Balanced scorecard-based analysis of investment decisions for the renewable energy alternatives: A comparative analysis based on the hybrid fuzzy decision-making approach. *Energy*, 175, 1259–1270. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.03.143>
- Domenech, Bruno, Ferrer-Martí, L., Lillo, P., Pastor, R., & Chiroque, J. (2014). A community electrification project: Combination of microgrids and household systems fed by wind, PV or micro-hydro energies according to micro-scale resource evaluation and social constraints. *Energy for Sustainable Development*, 23, 275–285. <https://doi.org/10.1016/j.esd.2014.09.007>
- Domenech, B., Ferrer-Martí, L., & Pastor, R. (2015a). Including management and security of supply constraints for designing stand-alone electrification systems in developing countries. *Renewable Energy*, 80, 359–369. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2015.02.033>
- Domenech, B., Ferrer-Martí, L., & Pastor, R. (2015b). Hierarchical methodology to optimize the design of stand-alone electrification systems for rural communities considering technical and social criteria. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 51, 182–196. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.06.017>
- Domenech, B., Ranaboldo, M., Ferrer-Martí, L., Pastor, R., & Flynn, D. (2018). Local and regional microgrid models to optimise the design of isolated electrification projects. *Renewable Energy*, 119, 795–808. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2017.10.060>
- Domenech, B., Ferrer-Martí, L., & Pastor, R. (2019). Comparison of various approaches to design wind-PV rural electrification projects in remote areas of developing countries. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Energy and Environment*, 8(3), e332. <https://doi.org/10.1002/wene.332>
- Dufo-Lopez, R., Bernal-Agustín, J. L., & Contreras, J. (2007). Optimization of control strategies for stand-alone renewable energy systems with hydrogen storage. *Renewable energy*, 32(7), 1102–1126. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2006.04.013>
- Dufo-López, R., Bernal-Agustín, J. L., Yusta-Loyo, J. M., Domínguez-Navarro, J. A., Ramírez-Rosado, I. J., Lujano, J., & Aso, I. (2011). Multi-objective optimization minimizing cost and life cycle emissions of stand-alone PV–wind–diesel systems with batteries storage. *Applied Energy*, 88(11), 4033–4041. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2011.04.019>
- Dufo-López, R. (2023). MHOGA. Manual del Usuario (Versión 3.4). https://ihoga.unizar.es/Desc/MHOGA_User_manual.pdf.
- Ellabban, O., Abu-Rub, H., & Blaabjerg, F. (2014). Renewable energy resources: Current status, future prospects and their enabling technology. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 39, 748–764. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.07.113>
- Eras-Almeida, A. A., & Egado-Aguilera, M. A. (2020). What is still necessary for supporting the SDG7 in the most vulnerable contexts? *Sustainability (Switzerland)*, 12(17). <https://doi.org/10.3390/su12177184>
- Eriksson, E. L. V., & Gray, E. M. (2017). Optimization and integration of hybrid renewable energy hydrogen fuel cell energy systems – A critical review. *Applied Energy*, 202, 348–364.

<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.03.132>

- Evins, R. (2013). A review of computational optimisation methods applied to sustainable building design. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 22, 230–245. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.02.004>
- Fathima, A. H., & Palanisamy, K. (2015). Optimization in microgrids with hybrid energy systems - A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 45, 431–446. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.01.059>
- Ferrari, S., Zagarella, F., Caputo, P., & Bonomolo, M. (2019). Assessment of tools for urban energy planning. *Energy*, 176, 544–551. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.04.054>
- Ferrer-Martí, Laia, Pastor, R., Capó, G. M., & Velo, E. (2011). Optimizing microwind rural electrification projects. A case study in Peru. *Journal of Global Optimization*, 50(1), 127–143. <https://doi.org/10.1007/s10898-011-9697-y>
- Ferrer-Martí, L., Domenech, B., García-Villoria, A., & Pastor, R. (2013). A MILP model to design hybrid wind–photovoltaic isolated rural electrification projects in developing countries. *European Journal of Operational Research*, 226(2), 293–300. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.11.018>
- Freeman, J., Whitmore, J., Blair, N., & Dobos, A. P. (2014). Validation of multiple tools for flat plate photovoltaic modeling against measured data. 2014 IEEE 40th Photovoltaic Specialist Conference, PVSC 2014, 1932–1937. <https://doi.org/10.1109/PVSC.2014.6925304>
- Fulzele, J. B., & Dutt, S. (2011). Optimum Planning of Hybrid Renewable Energy System Using HOMER. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 2(1), 68–74. <https://doi.org/10.11591/ijece.v2i1.157>
- Fuso Nerini, F., Howells, M., Bazilian, M., & Gomez, M. F. (2014). Rural electrification options in the Brazilian Amazon. *Energy for Sustainable Development*, 20(1), 36–48. <https://doi.org/10.1016/j.esd.2014.02.005>
- Galleguillos-Pozo, R.; Ferrer-Martí, L.; Domenech, B.; Pastor, R. Incorporación de la lógica difusa en modelos de electrificación para comunidades rurales. XXII Congreso de Ingeniería de Organización. Girona, España (julio 2018). pp. 125–128.
- Galleguillos-Pozo, R.; Ferrer-Martí, L.; Domenech, B.; Pastor, R. PLEM difuso para modelo de electrificación en comunidades rurales. V Encuentro de Investigadores Profesionales y Creadores. II Jornada de Estudios Latinoamericanos. Barcelona, España (junio 2019).
- Galleguillos-Pozo, R., Domenech, B., Ferrer-Martí, L., & Pastor, R. (2021). Design of stand-alone electrification systems using fuzzy mathematical programming approaches. *Energy*, 228, 120639. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.120639>
- Galleguillos-Pozo, R., Domenech, B., Ferrer-Martí, L., & Pastor, R. (2022). Balancing Cost and Demand in Electricity Access Projects: Case Studies in Ecuador, Mexico and Peru. *Mathematics*, 10(12), 1995. <https://doi.org/10.3390/math10121995>
- Gamarra, C., & Guerrero, J. M. (2015). Computational optimization techniques applied to microgrids planning: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 48, 413–424. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.04.025>
- Ganoe, R. E., Stackhouse, P. W., & Deyoung, R. J. (2014). RETScreen ® Plus Software Tutorial (Issue November).

<https://ntrs.nasa.gov/archive/nasa/casi.ntrs.nasa.gov/20150000447.pdf>

- García-Villoria, A., Domenech, B., Ferrer-Martí, L., Juanpera, M., & Pastor, R. (2020). Ad-hoc heuristic for design of wind-photovoltaic electrification systems, including management constraints. *Energy*, 212, 118755. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.118755>
- Good, N., Ellis, K. A., & Mancarella, P. (2017). Review and classification of barriers and enablers of demand response in the smart grid. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 72, 57-72. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.01.043>
- Gómez-Hernández, D. F., Domenech, B., Moreira, J., Farrera, N., López-González, A., & Ferrer-Martí, L. (2019). Comparative evaluation of rural electrification project plans: A case study in Mexico. *Energy Policy*, 129(July 2018), 23–33. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2019.02.004>
- Gueymard, C. A., & Wilcox, S. M. (2011). Assessment of spatial and temporal variability in the US solar resource from radiometric measurements and predictions from models using ground-based or satellite data. *Solar Energy*, 85(5), 1068-1084. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2011.02.030>
- Gupta, C. (2003). Role of renewable energy technologies in generating sustainable livelihoods. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 7(2), 155–174. [https://doi.org/10.1016/S1364-0321\(03\)00006-6](https://doi.org/10.1016/S1364-0321(03)00006-6)
- Hafez, O., & Bhattacharya, K. (2012). Optimal planning and design of a renewable energy based supply system for microgrids. *Renewable Energy*, 45, 7–15. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2012.01.087>
- Hawkes, A. D., & Leach, M. A. (2009). Modelling high level system design and unit commitment for a microgrid. *Applied Energy*, 86(7–8), 1253–1265. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2008.09.006>
- Heo, E., Kim, J., & Boo, K. J. (2010). Analysis of the assessment factors for renewable energy dissemination program evaluation using fuzzy AHP. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 14(8), 2214–2220. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2010.01.020>
- Hirsch, A., Parag, Y., & Guerrero, J. (2018). Microgrids: A review of technologies, key drivers, and outstanding issues. *Renewable and sustainable Energy reviews*, 90, 402-411.
- Hossain, M. A., Chakraborty, R. K., Ryan, M. J., & Pota, H. R. (2021). Energy management of community energy storage in grid-connected microgrid under uncertain real-time prices. *Sustainable Cities and Society*, 66, 102658. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102658>.
- Hu, Q., Huang, G., Cai, Y., & Huang, Y. (2011). Feasibility-based inexact fuzzy programming for electric power generation systems planning under dual uncertainties. *Applied Energy*, 88(12), 4642-4654. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2011.06.004>
- Hubble, A. H., & Ustun, T. S. (2018). Composition, placement, and economics of rural microgrids for ensuring sustainable development. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 13, 1-18. <https://doi.org/10.1016/j.segan.2017.10.001>
- Huneke, F., Henkel, J., Benavides González, J. A., & Erdmann, G. (2012). Optimisation of hybrid off-grid energy systems by linear programming. *Energy, Sustainability and Society*, 2(1), 7. <https://doi.org/10.1186/2192-0567-2-7>

- Jiayi, H., Chuanwen, J., & Rong, X. (2008). A review on distributed energy resources and MicroGrid. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 12(9), 2472–2483. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2007.06.004>
- Juntunen, J. K., & Hyysalo, S. (2015). Renewable micro-generation of heat and electricity—Review on common and missing socio-technical configurations. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 49, 857–870. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.04.040>
- Karasu, S., & Altan, A. (2019, November). Recognition model for solar radiation time series based on random forest with feature selection approach. In 2019 11th international conference on electrical and electronics engineering (ELECO) (pp. 8-11). IEEE. <https://doi.org/10.23919/ELECO47770.2019.8990664>
- Karki, P., Adhikary, B., & Sherpa, K. (2012). Comparative study of grid-tied photovoltaic (PV) system in Kathmandu and Berlin using PVsyst. 2012 IEEE Third International Conference on Sustainable Energy Technologies (ICSET), 196–199. <https://doi.org/10.1109/ICSET.2012.6357397>
- Karunathilake, H., Hewage, K., Mérida, W., & Sadiq, R. (2019). Renewable energy selection for net-zero energy communities: Life cycle based decision making under uncertainty. *Renewable energy*, 130, 558-573. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.06.086>
- Kaya, T., & Kahraman, C. (2010). Multicriteria renewable energy planning using an integrated fuzzy VIKOR & AHP methodology: The case of Istanbul. *Energy*, 35(6), 2517–2527. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2010.02.051>
- Khare, V., Nema, S., & Baredar, P. (2016). Solar–wind hybrid renewable energy system: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 58, 23–33. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.223>
- Khatib, T., Mohamed, A., & Sopian, K. (2013). A review of photovoltaic systems size optimization techniques. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 22, 454–465. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.02.023>
- Khodayar, M. E. (2017). Rural electrification and expansion planning of off-grid microgrids. *Electricity Journal*, 30(4), 68–74. <https://doi.org/10.1016/j.tej.2017.04.004>
- Kirubi, C., Jacobson, A., Kammen, D. M., & Mills, A. (2009). Community-Based Electric Micro-Grids Can Contribute to Rural Development: Evidence from Kenya. *World Development*, 37(7), 1208–1221. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2008.11.005>
- Kishore, T. S., Patro, E. R., Harish, V. S. K. V., & Haghghi, A. T. (2021). A comprehensive study on the recent progress and trends in development of small hydropower projects. *Energies*, 14(10), 2882. <https://doi.org/10.3390/es14102882>
- Kumar, N. M., Chopra, S. S., Chand, A. A., Elavarasan, R. M., & Shafiullah, G. M. (2020). Hybrid renewable energy microgrid for a residential community: A techno-economic and environmental perspective in the context of the SDG7. *Sustainability*, 12(10), 3944. <https://doi.org/10.3390/su12103944>.
- Kuriqi, A., Pinheiro, A. N., Sordo-Ward, A., & Garrote, L. (2019). Flow regime aspects in determining environmental flows and maximising energy production at run-of-river hydropower plants. *Applied Energy*, 256, 113980. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.113980>
- Kuriqi, A., Pinheiro, A. N., Sordo-Ward, A., & Garrote, L. (2020). Water-energy-ecosystem nexus: Balancing competing interests at a run-of-river hydropower plant coupling a hydrologic–ecohydraulic approach. *Energy Conversion and Management*, 223, 113267. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2020.113267>

- Laghari, J. A., Mokhlis, H., Bakar, A. H. A., & Mohammad, H. (2013). A comprehensive overview of new designs in the hydraulic, electrical equipments and controllers of mini hydro power plants making it cost effective technology. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 20, 279–293. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2012.12.002>
- Lambert, T., & Hittle, D. (2000). Optimization of autonomous village electrification systems by simulated annealing. *Solar Energy*, 68(1), 121–132. [https://doi.org/10.1016/S0038-092X\(99\)00040-7](https://doi.org/10.1016/S0038-092X(99)00040-7)
- Lambert, Tom, Gilman, P., & Lilienthal, P. (2006). Micropower System Modeling with Homer. In F. A. Farret & M. G. Simoes (Eds.), *Integration of Alternative Sources of Energy* (pp. 379–418). John Wiley & Sons, Inc. <https://doi.org/10.1002/0471755621.ch15>
- Lamedica, R., Santini, E., Ruvio, A., Palagi, L., & Rossetta, I. (2018). A MILP methodology to optimize sizing of PV-Wind renewable energy systems. *Energy*, 165, 385-398. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.09.087>
- Lee, J.-Y., Chen, C.-L., & Chen, H.-C. (2014). A mathematical technique for hybrid power system design with energy loss considerations. *Energy Conversion and Management*, 82, 301–307. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2014.03.029>
- León, J., Martín-Campo, F. J., Ortuño, M. T., Vitoriano, B., Carrasco, L. M., & Narvarte, L. (2020). A methodology for designing electrification programs for remote areas. *Central European Journal of Operations Research*, 28(4), 1265-1290. <https://doi.org/10.1007/s10100-019-00649-6>
- Li, Y. F., Li, Y. P., Huang, G. H., & Chen, X. (2010). Energy and environmental systems planning under uncertainty—an inexact fuzzy-stochastic programming approach. *Applied Energy*, 87(10), 3189-3211. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2010.02.030>
- Li, G., Sun, W., Huang, G. H., Lv, Y., Liu, Z., & An, C. (2018). Planning of integrated energy-environment systems under dual interval uncertainties. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 100, 287-298. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2018.02.033>
- Liu, Y., Yu, S., Zhu, Y., Wang, D., & Liu, J. (2018). Modeling, planning, application and management of energy systems for isolated areas: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 82, 460-470. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.09.063>.
- Liqun, L., & Chunxia, L. (2013). Feasibility analyses of hybrid wind-PV-battery power system in Dongwangsha, Shanghai. *Przeegląd Elektrotechniczny*, 89(1A), 239–242. <https://doi.org/10.3390/su12041568>
- López-González, A., Domenech, B., Gómez-Hernández, D., & Ferrer-Martí, L. (2017). Renewable microgrid projects for autonomous small-scale electrification in Andean countries. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 79, 1255-1265. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.05.203>
- López-González, A., Ferrer-Martí, L., & Domenech, B. (2019). Sustainable rural electrification planning in developing countries: A proposal for electrification of isolated communities of Venezuela. *Energy Policy*, 129, 327-338. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2019.02.041>
- Lyden, A., Pepper, R., & Tuohy, P. G. (2018). A modelling tool selection process for planning of community scale energy systems including storage and demand side management. *Sustainable cities and society*, 39, 674-688. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2018.02.003>

- Luhandjula, M.K. (2007). Fuzzy Mathematical Programming: Theory, Applications and Extension. *Journal of Uncertain Systems*, 1(2), 124–136.
- Ma, T., Yang, H., & Lu, L. (2014). A feasibility study of a stand-alone hybrid solar–wind–battery system for a remote island. *Applied Energy*, 121, 149–158. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.01.090>
- Madriz-Vargas, R.; Bruce, A.; Watt, M. (2018) The future of community renewable energy for electricity access in rural Central America. *Energ Res Soc Sci*, 35, 118-131. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2017.10.015>
- Mamaghani, A. H., Escandon, S. A. A., Najafi, B., Shirazi, A., & Rinaldi, F. (2016). Techno-economic feasibility of photovoltaic, wind, diesel and hybrid electrification systems for off-grid rural electrification in Colombia. *Renewable Energy*, 97, 293-305. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.05.086>
- Mandelli, S., Colombo, E., Merlo, M., & Brivio, C. (2014). A Methodology to Develop Design Support Tools for Stand-alone Photovoltaic Systems in Developing Countries. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, 8(6), 778–788. <https://doi.org/10.19026/rjaset.8.1034>
- Mandelli, S., Molinas, M., Park, E., Leonardi, M., Colombo, E., & Merlo, M. (2015). The role of storage in emerging country scenarios. *Energy Procedia*, 73, 112–123. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2015.07.657>
- Mandelli, S., Merlo, M., & Colombo, E. (2016). Novel procedure to formulate load profiles for off-grid rural areas. *Energy for Sustainable Development*, 31, 130–142. <https://doi.org/10.1016/j.esd.2016.01.005>
- Mavromatidis, L. E. (2015). A review on hybrid optimization algorithms to coalesce computational morphogenesis with interactive energy consumption forecasting. *Energy and Buildings*, 106, 192–202. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.07.003>
- Mavromatidis, G., Orehounig, K., & Carmeliet, J. (2018). A review of uncertainty characterisation approaches for the optimal design of distributed energy systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 88, 258-277.
- McBratney, A. B., & Odeh, I. O. A. (1997). Application of fuzzy sets in soil science: fuzzy logic, fuzzy measurements and fuzzy decisions. *Geoderma*, 77(2–4), 85–113. [https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(97\)00017-7](https://doi.org/10.1016/S0016-7061(97)00017-7)
- Mehrjerdi, H. (2020). Modeling, integration, and optimal selection of the turbine technology in the hybrid wind-photovoltaic renewable energy system design. *Energy Conversion and Management*, 205, 112350. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2019.112350>
- Mendel, J. M., & Korjani, M. M. (2018). A new method for calibrating the fuzzy sets used in fsQCA. *Information Sciences*, 468, 155-171. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2018.07.050>.
- Mohammadi, M., Noorollahi, Y., & Mohammadi-ivatloo, B. (2020). Fuzzy-based scheduling of wind integrated multi-energy systems under multiple uncertainties. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 37, 100602. <https://doi.org/10.1016/j.seta.2019.100602>
- Monicka, J. G., Sekhar, N. G., & Kumar, K. R. (2011). Performance evaluation of membership functions on fuzzy logic controlled ac voltage controller for speed control of induction motor drive. *International Journal of Computer Applications*, 13(5), 8-12.
- Moretti, L., Astolfi, M., Vergara, C., Macchi, E., Pérez-Arriaga, J. I., & Manzolini, G. (2019). A design and dispatch optimization algorithm based on mixed integer linear programming for rural electrification. *Applied energy*,

233, 1104-1121. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.09.194>

- Moshövel, J., Kairies, K. P., Magnor, D., Leuthold, M., Bost, M., Gähns, S., Szczechowicz, E., Cramer, M., & Sauer, D. U. (2015). Analysis of the maximal possible grid relief from PV-peak-power impacts by using storage systems for increased self-consumption. *Applied Energy*, 137, 567–575. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.07.021>
- Mtshali, T. R., Coppez, G., Chowdhury, S., & Chowdhury, S. P. (2011). Simulation and modelling of PV-wind-battery hybrid power system. 2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting, 1–7. <https://doi.org/10.1109/PES.2011.6039312>
- Mula, J., Poler, R., García-Sabater, G. S., & Lario, F. C. (2006). Models for production planning under uncertainty: A review. *International Journal of Production Economics*, 103(1), 271–285. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2005.09.001>
- Mula, J., Poler, R., & Garcia-Sabater, J. P. (2008). Capacity and material requirement planning modelling by comparing deterministic and fuzzy models. *International Journal of Production Research*, 46(20), 5589–5606. <https://doi.org/10.1080/00207540701413912>
- Müller, M. O., Stämpfli, A., Dold, U., & Hammer, T. (2011). Energy autarky: A conceptual framework for sustainable regional development. *Energy Policy*, 39(10), 5800–5810. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2011.04.019>
- Nogueira, C. E. C., Vidotto, M. L., Niedzialkoski, R. K., de Souza, S. N. M., Chaves, L. I., Edwiges, T., Santos, D. B. Dos, & Werncke, I. (2014). Sizing and simulation of a photovoltaic-wind energy system using batteries, applied for a small rural property located in the south of Brazil. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 29, 151–157. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.08.071>
- Notton, G., Diaf, S., & Stoyanov, L. (2011). Hybrid Photovoltaic/Wind Energy Systems For Remote Locations. *Energy Procedia*, 6, 666–677. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2011.05.076>
- Odou, O. D. T., Bhandari, R., & Adamou, R. (2020). Hybrid off-grid renewable power system for sustainable rural electrification in Benin. *Renewable energy*, 145, 1266-1279. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.06.032>
- Okoye, C. O., & Oranekwu-Okoye, B. C. (2018). Economic feasibility of solar PV system for rural electrification in Sub-Sahara Africa. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 82, 2537-2547.
- Onar, S. C., Oztaysi, B., Otay, İ., & Kahraman, C. (2015). Multi-expert wind energy technology selection using interval-valued intuitionistic fuzzy sets. *Energy*, 90, 274–285. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2015.06.086>
- ONU. (2015). *Transformando nuestro mundo: la agenda 2030 para el desarrollo sostenible*.
- Opiyo, N. (2019). Sistemas de energía basados en CC versus CA para la electrificación rentable del África subsahariana rural . En *Procedimientos de la EU PVSEC 2019* (págs. 1509-1515). Sociedad Internacional de Energía Solar. <https://doi.org/10.4229/EUPVSEC20192019-5CV.3.44>
- Ozturk, H. K., Canyurt, O. E., Hepbasli, A., & Utlu, Z. (2006). An application of genetic algorithm search techniques to the future total exergy input/output estimation. *Energy sources*, 28(8), 715-725. <https://doi.org/10.1080/009083190881490>
- Pabasara, U., Wijeratne, W. M., Yang, R. J., Too, E., & Wakefield, R. (2019). Design and development of distributed

- solar PV systems: Do the current tools work? *Sustainable Cities and Society*, 45(November 2018), 553–578. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2018.11.035>
- Paksoy, T., Pehlivan, N. Y., & Özceylan, E. (2012). Application of fuzzy optimization to a supply chain network design: A case study of an edible vegetable oils manufacturer. *Applied Mathematical Modelling*, 36(6), 2762–2776. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2011.09.060>
- Palit, D., & Chaurey, A. (2011). Off-grid rural electrification experiences from South Asia: Status and best practices. *Energy for Sustainable Development*, 15(3), 266–276. <https://doi.org/10.1016/j.esd.2011.07.004>
- Peidro, D., Mula, J., Poler, R., & Verdegay, J. L. (2009). Fuzzy optimization for supply chain planning under supply, demand and process uncertainties. *Fuzzy Sets and Systems*, 160(18), 2640–2657. <https://doi.org/10.1016/j.fss.2009.02.021>
- Perea, E., Oyarzabal, JM, & Rodríguez, R. (2008). Definición, Entwicklung, Anwendungen und Barrieren bei der Installation von Microgrids im Energiesektor. *e & i Elektrotechnik und Informationstechnik*, 125, 432–437. <https://doi.org/10.1007/s00502-008-0595-z>
- Peters, J., Sievert, M., & Toman, M. A. (2019). Rural electrification through mini-grids: Challenges ahead. *Energy Policy*, 132, 27–31. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2019.05.016>
- Pillot, B., Muselli, M., Poggi, P., & Dias, J. B. (2019). Historical trends in global energy policy and renewable power system issues in Sub-Saharan Africa: The case of solar PV. *Energy policy*, 127, 113–124. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2018.11.049>
- Ranaboldo, M., Lega, B. D., Ferrenbach, D. V., Ferrer-Martí, L., Moreno, R. P., & García-Villoria, A. (2014a). Renewable energy projects to electrify rural communities in Cape Verde. *Applied Energy*, 118, 280–291. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2013.12.043>
- Ranaboldo, M., García-Villoria, A., Ferrer-Martí, L., & Moreno, R. P. (2014b). A heuristic method to design autonomous village electrification projects with renewable energies. *Energy*, 73, 96–109. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2014.05.099>
- Raji, A. K., & Luta, D. N. (2019). Modeling and optimization of a community microgrid components. *Energy Procedia*, 156, 406–411. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2018.11.103>
- Ranjitkar, G., Huang, J., & Tung, T. (2006, May). Application of micro-hydropower technology for remote regions. In 2006 IEEE EIC Climate Change Conference (pp. 1–10). IEEE. <https://doi.org/10.1109/EICCCC.2006.277207>
- Rehman, S., & Al-Hadhrami, L. M. (2010). Study of a solar PV–diesel–battery hybrid power system for a remotely located population near Rafha, Saudi Arabia. *Energy*, 35(12), 4986–4995. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2010.08.025>
- Reichelstein, S., & Yorston, M. (2013). The prospects for cost competitive solar PV power. *Energy Policy*, 55, 117–127. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2012.11.003>
- Ren, J., & Sovacool, B. K. (2014). Enhancing China’s energy security: Determining influential factors and effective strategic measures. *Energy Conversion and Management*, 88, 589–597. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2014.09.001>

- REN21. (2018). Global Status Report Renewables. <https://doi.org/978-3-9818911-3-3>
- Ridha, H. M., Gomes, C., Hazim, H., & Ahmadipour, M. (2020). Sizing and implementing off-grid stand-alone photovoltaic/battery systems based on multi-objective optimization and techno-economic (MADE) analysis. *Energy*, 207, 118163. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.118163>
- Riva, F., Ahlborg, H., Hartvigsson, E., Pachauri, S., & Colombo, E. (2018). Electricity access and rural development: Review of complex socio-economic dynamics and causal diagrams for more appropriate energy modelling. *Energy for Sustainable Development*, 43, 203-223. <https://doi.org/10.1016/j.esd.2018.02.003>
- Riva, F., Gardumi, F., Tognollo, A., & Colombo, E. (2019). Soft-linking energy demand and optimisation models for local long-term electricity planning: An application to rural India. *Energy*, 166, 32-46. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.10.067>
- Rojas-Zerpa, J. C., & Yusta, J. M. (2014). Methodologies, technologies and applications for electric supply planning in rural remote areas. *Energy for Sustainable Development*, 20(1), 66-76. <https://doi.org/10.1016/j.esd.2014.03.003>
- Rojas-Zerpa, J. C., & Yusta, J. M. (2015). Application of multicriteria decision methods for electric supply planning in rural and remote areas. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 52, 557-571. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.07.139>
- Sauer, K. J., Roessler, T., & Hansen, C. W. (2015). Modeling the Irradiance and Temperature Dependence of Photovoltaic Modules in PVsyst. *IEEE Journal of Photovoltaics*, 5(1), 152-158. <https://doi.org/10.1109/JPHOTOV.2014.2364133>
- Schäfer, M., Kebir, N., & Neumann, K. (2011). Research needs for meeting the challenge of decentralized energy supply in developing countries. *Energy for Sustainable Development*, 15(3), 324-329. <https://doi.org/10.1016/j.esd.2011.07.001>
- Sen, R., & Bhattacharyya, S. C. (2014). Off-grid electricity generation with renewable energy technologies in India: An application of HOMER. *Renewable energy*, 62, 388-398. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2013.07.028>
- Şengül, Ü., Eren, M., Shiraz, S. E., Gezder, V., & Şengül, A. B. (2015). Fuzzy TOPSIS method for ranking renewable energy supply systems in. *Renewable Energy*, 75, 617-625. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2014.10.045>
- Sharif, I., & Mithila, M. (2013). Rural electrification using PV: The success story of Bangladesh. *Energy Procedia*, 33, 343-354. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2013.05.075>
- Shyu, C. W. (2014). Ensuring access to electricity and minimum basic electricity needs as a goal for the post-MDG development agenda after 2015. *Energy for Sustainable Development*, 19(1), 29-38. <https://doi.org/10.1016/j.esd.2013.11.005>
- Sima, C. A., Lazaroiu, G. C., Dumbrava, V., & Tirsu, M. (2017, October). A hybrid system implementation for residential cluster. In 2017 International Conference on Electromechanical and Power Systems (SIELMEN) (pp. 275-280). IEEE. <https://doi.org/10.1109/SIELMEN.2017.8123332>
- Sima, C. A., Popescu, M. O., Popescu, C. L., Alexandru, M., Popa, L. B., Dumbrava, V., & Panait, C. (2021, March). Energy management of a cluster of buildings in a university campus. In 2021 12th International Symposium on Advanced Topics in Electrical Engineering (ATEE) (pp. 1-6). IEEE.

<https://doi.org/10.1109/ATEE52255.2021.9425325>

- Sindhu, S., Nehra, V., & Luthra, S. (2016). Identification and analysis of barriers in implementation of solar energy in Indian rural sector using integrated ISM and fuzzy MICMAC approach. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 62, 70–88. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.04.033>
- Singh, A. (2014). Supplier evaluation and demand allocation among suppliers in a supply chain. *Journal of Purchasing and Supply Management*, 20(3), 167–176. <https://doi.org/10.1016/j.pursup.2014.02.001>
- Sinha, S., & Chandel, S. S. (2014). Review of software tools for hybrid renewable energy systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 32, 192–205. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.01.035>
- Soukeyna, M., Ramdhane, I. B., Ndiaye, D., Elmamy, M., Menou, M. M., Yahya, A. M., & Youm, I. (2018). Feasibility analysis of hybrid electricity generation system by HOMER for Mauritanian northern coast. *International Journal of Physical Sciences*, 13(8), 120-131. <https://doi.org/10.5897/IJPS2018.4726>
- Stoppato, A., Cavazzini, G., Ardizzon, G., & Rossetti, A. (2014). A PSO (particle swarm optimization)-based model for the optimal management of a small PV(Photovoltaic)-pump hydro energy storage in a rural dry area. *Energy*, 76, 168–174. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2014.06.004>
- Suganthi, L., Iniyar, S., & Samuel, A. A. (2015). Applications of fuzzy logic in renewable energy systems - A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 48, 585–607. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.04.037>
- Tasri, A., & Susilawati, A. (2014). Selection among renewable energy alternatives based on a fuzzy analytic hierarchy process in Indonesia. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 7, 34–44. <https://doi.org/10.1016/j.seta.2014.02.008>
- Varun, Prakash, R., & Bhat, I. K. (2009). Energy, economics and environmental impacts of renewable energy systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13(9), 2716–2721. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2009.05.007>
- Varun G., Prakash, R., & Bhat, I. K. (2012). Life cycle greenhouse gas emissions estimation for small hydropower schemes in India. *Energy*, 44(1), 498-508. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2012.05.052>
- Vahedipour-Dahraie, M., Rashidizadeh-Kermani, H., Anvari-Moghaddam, A., & Siano, P. (2020). Risk-averse probabilistic framework for scheduling of virtual power plants considering demand response and uncertainties. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 121, 106126. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2020.106126>
- Vitoriano, B., Ortuño, M. T., Tirado, G., & Montero, J. (2011). A multi-criteria optimization model for humanitarian aid distribution. *Journal of Global optimization*, 51, 189-208. <https://doi.org/10.1007/s10898-010-9603-z>
- Wang, W., Rivard, H., & Zmeureanu, R. (2005). An object-oriented framework for simulation-based green building design optimization with genetic algorithms. *Advanced Engineering Informatics*, 19(1), 5–23. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2005.03.002>
- Wang, M., Yu, H., Lin, X., Jing, R., He, F., & Li, C. (2020). Comparing stochastic programming with posteriori approach for multi-objective optimization of distributed energy systems under uncertainty. *Energy*, 210, 118571. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.118571>
- Wang, J., Qi, X., Ren, F., Zhang, G., & Wang, J. (2021). Optimal design of hybrid combined cooling, heating and

- power systems considering the uncertainties of load demands and renewable energy sources. *Journal of Cleaner Production*, 281, 125357. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.125357>.
- Weinand, J. M., Scheller, F., & McKenna, R. (2020). Reviewing energy system modelling of decentralized energy autonomy. *Energy*, 203, 117817. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.117817>
- Werners, B. (1987). Interactive multiple objective programming subject to flexible constraints. *European Journal of Operational Research*, 31(3), 342–349. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(87\)90043-9](https://doi.org/10.1016/0377-2217(87)90043-9)
- Yu, L., Li, Y. P., & Huang, G. H. (2019). Planning municipal-scale mixed energy system for stimulating renewable energy under multiple uncertainties-The City of Qingdao in Shandong Province, China. *Energy*, 166, 1120-1133. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.10.157>
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338–353. [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X)
- Zahedi, A. (2011). A review of drivers, benefits, and challenges in integrating renewable energy sources into electricity grid. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 15(9), 4775–4779. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2011.07.074>
- Zhou, P., Jin, R. Y., & Fan, L. W. (2016). Reliability and economic evaluation of power system with renewables: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 58, 537–547. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.344>
- Zimmermann, H. (1976). Description and optimization of fuzzy. *Int. J. General Systems*, 2, 209–215. <https://doi.org/10.1080/03081077508960870>