



UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA  
FACULTAD DE INGENIERÍA



# Gestión de Recursos de Demanda Flexible bajo el paradigma de *Smart Grid*

TESIS PRESENTADA A LA FACULTAD DE INGENIERÍA DE LA  
UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA POR

Sebastián Montes de Oca

EN CUMPLIMIENTO PARCIAL DE LOS REQUERIMIENTOS  
PARA LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE  
DOCTOR EN INGENIERÍA ELÉCTRICA.

## DIRECTORES DE TESIS

Pablo Monzón ..... Universidad de la República  
Pablo Belzarena..... Universidad de la República

## TRIBUNAL

Isabel Amigo (Revisora Externa) ..... IMT Atlantique Francia  
Ruben Romero (Revisor Externo) ..... UNESP-FEIS  
Gonzalo Casaravilla..... Universidad de la República  
Mario Vignolo ..... Universidad de la República  
Claudio Risso..... Universidad de la República

## DIRECTOR ACADÉMICO

Pablo Monzón ..... Universidad de la República

Montevideo  
lunes 27 noviembre, 2023

*Gestión de Recursos de Demanda Flexible bajo el paradigma de Smart Grid*, Sebastián Montes de Oca.

ISSN 1688-2784

Esta tesis fue preparada en L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X usando la clase iietesis (v1.1).

Contiene un total de 146 páginas.

Compilada el lunes 27 noviembre, 2023.

<http://iie.fing.edu.uy/>

il faut cultiver notre jardin.  
(hay que cultivar nuestro jardín.)

VOLTAIR, CANDIDE, 1759

Esta página ha sido intencionalmente dejada en blanco.

# Agradecimientos

Me gustaría expresar mi sincero agradecimiento a todas las personas e instituciones que han sido fundamentales en el desarrollo de esta tesis. Sin su apoyo, orientación y aliento, este logro no habría sido posible.

En primer lugar, quiero agradecer a mis tutores de tesis, Pablo Monzón y Pablo Belzarena. Su apoyo, conocimiento y disposición han sido invaluable a lo largo de todo mi proceso de formación. En particular, agradecer a Pablo por confiar en mi capacidad, su dirección académica y sus palabras de aliento y motivación en los momentos adecuados fueron fundamentales a lo largo de todos estos años. Al Belza, por respetar y entender mis tiempos, por sus consejos en los momentos adecuados, y por estar siempre disponible desde el primer día al que ingresé en el instituto.

También quiero agradecer a los miembros de mi comité de tesis, la Dra. Isabel Amigo y el Dr. Rubén Romero, por el tiempo dedicado y su retroalimentación constructiva. Sus comentarios y sugerencias han enriquecido significativamente mi trabajo de investigación. A los miembros del tribunal Dr Gonzalo Casaravilla, Dr. Mario Vignolo y Dr. Claudio Risso, por disponer de su tiempo y por las sugerencia recibidas.

Quiero agradecer a la Universidad de la República (UdeLaR) por proporcionarme los recursos necesarios para llevar a cabo esta investigación, y especialmente al Instituto de Ingeniería Eléctrica (IIE), por brindarme un entorno estimulante y colaborativo. Además, quiero reconocer a la Agencia Nacional de Investigación (ANII) por su apoyo financiero. Su beca ha sido fundamental para llevar a cabo esta investigación y estoy muy agradecido por su respaldo.

No puedo dejar de mencionar a mis compañeros y colegas del IIE, cuyas discusiones y aportes han sido invaluable. A Martín y a Gonza, por las fructíferas conversaciones y proyectos fallidos y por los que puedan nacer. A Claudina y Lucas, compañeros de oficina, de intercambios, consejos y conversaciones amenas. A Jose, Leo, Seba y Matias, amigos que la vida te permite elegir, sus ideas innovadoras y apoyo mutuo han sido una parte integral de mi experiencia académica y profesional. Agradezco sinceramente su amistad y colaboración.

Mi más profundo agradecimiento se dirige a mi familia, quienes han estado a mi lado durante todo este viaje. Agradezco a mi madre Liliana y mi padre Gerardo por su amor incondicional, su apoyo constante y su fe en mis capacidades. A Mónica, por su dedicación y delicadeza.

Mantenerme estudiando y trabajando teniendo dos hijas fue un gran desafío, para mí, pero sobre todo para ellas. Le agradezco especialmente a mi pareja Ca-

rolina Maugeri, por ser una vez más mi compañera de aventuras y el soporte fundamental que me permite hoy estar culminando mi formación de doctorado.

*A Carolina y mis hijas Emilia y Lucía.*

Esta página ha sido intencionalmente dejada en blanco.



# Resumen

El acceso y la disponibilidad de energía son fundamentales para el desarrollo económico y social. Los objetivos energéticos actuales buscan diversificar la matriz energética, reducir la dependencia de recursos finitos y garantizar el acceso para la mayoría de la población. Sin embargo, es necesario gestionar los recursos energéticos de manera responsable debido a las consecuencias ambientales y la necesidad de cambiar la forma en que generamos y consumimos energía.

La transición energética actual se caracteriza por el crecimiento de los recursos renovables y la electrificación del transporte y los edificios. Aunque se espera que la electricidad se convierta en el principal producto energético, aún depende en gran medida de los combustibles fósiles, y la incorporación de renovables plantea desafíos operativos y económicos. La participación activa de los usuarios finales y la incorporación de recursos flexibles del lado de la demanda son cruciales para optimizar el consumo de energía y absorber la variabilidad de las fuentes renovables. En este contexto, los agregadores desempeñan un papel fundamental al actuar como intermediarios entre los consumidores de energía y los operadores del sistema eléctrico.

La transición hacia un sistema energético más sostenible requiere la incorporación de herramientas digitales y Tecnologías de la Información y Comunicación (TIC). La digitalización, la inteligencia artificial y la ciencia de datos permiten optimizar el consumo de energía y maximizar los recursos físicos del sistema. En este sentido, la participación activa de los usuarios finales a través de los agregadores es fundamental para lograr una transición energética rentable y sostenible.

Esta tesis se centra en el problema de incorporar a los usuarios finales y los vehículos eléctricos como recursos de flexibilidad en el sistema eléctrico, abordando sus desafíos y oportunidades. La primera parte se centra en modelar la interacción entre los distintos agentes que participan en el sistema, optimizando el uso de los recursos y planificando el consumo de electricidad para cubrir las necesidades de cada uno. Se considera la participación del operador de la red de distribución, los usuarios finales y un conjunto de agregadores. El aporte principal consiste en modelar el comportamiento de los agregadores, que actúan como intermediarios entre el mercado mayorista y sus clientes, intercambiando información con los operadores de red para optimizar los recursos físicos del sistema. El problema se plantea como un problema de optimización del bienestar social, donde se maximizan los beneficios y se minimizan los costos de proveer servicios entre los participantes. Se utilizan herramientas de optimización convexa y métodos de descomposición que promueven la noción de mercado en el sistema, y se incorpora un *Optimal Power*

*Flow* en la red de distribución para promover un uso eficiente de los recursos. El aporte en esta área se centra en modelar y analizar la interacción entre los participantes, preservando la integridad de la información privada de cada uno, buscando maximizar su beneficio de forma individual.

La electrificación del transporte liviano plantea desafíos y oportunidades. Más del 60 % de la energía del sector transporte proviene de vehículos livianos privados, que en general se van a cargar en la red de distribución con su propia infraestructura. En la segunda parte de esta tesis, abordamos la coordinación de las sesiones de carga de vehículos eléctricos (EVs) residenciales y comerciales, y buscamos aprovechar su flexibilidad como recurso en los mercados mayoristas.

En una primera instancia, nos enfocamos en coordinar la carga de un conjunto de EVs privados cuando existe disponibilidad de renovables en el sistema y considerando las limitaciones prácticas de la infraestructura de carga privada. Para ello, utilizamos herramientas matemáticas de aprendizaje automático y modelamos la coordinación con el mercado y otros usuarios. Este enfoque nos permitiría optimizar la carga de vehículos eléctricos en edificios del tipo residencial, optimizando recursos y evitando problemas de simultaneidad. Luego, nos enfrentamos al desafío de coordinar un gran número de vehículos eléctricos privados distribuidos en una ciudad. Para modelar este problema, empleamos herramientas de optimización a gran escala y técnicas estocásticas para evitar problemas de sincronización y tomar decisiones basadas en la información disponible en tiempo real. Nuestros aportes se centran en desarrollar un modelo que coordine eficazmente un gran número de usuarios, teniendo en cuenta los conceptos de mercado y buscando soluciones de equilibrio incluso con información incompleta.

Es importante resaltar que todos los resultados y las contribuciones de la tesis son verificados mediante simulaciones en diversos escenarios.

# Abstract

Access to and availability of energy are essential for economic and social development. Current energy objectives aim to diversify the energy matrix, reduce dependence on finite resources, and ensure widespread access. However, responsible management of energy resources is necessary due to environmental consequences and the imperative to transform our generation and consumption practices.

The current energy transition is characterized by the growth of renewable resources and the electrification of transportation and buildings. Although electricity is expected to become the primary energy product, it still heavily relies on fossil fuels, posing operational and economic challenges. Active participation of end-users and the incorporation of demand-side flexible resources are crucial for optimizing energy consumption and absorbing the variability of renewable sources. In this context, aggregators play a fundamental role as intermediaries between energy consumers and system operators.

Transitioning to a more sustainable energy system requires the incorporation of digital tools and Information and Communication Technologies (ICT). Digitalization, artificial intelligence, and data science enable energy consumption optimization and maximize physical resource utilization. In this regard, active participation of end-users through aggregators is essential for achieving a cost-effective and sustainable energy transition.

This thesis focuses on addressing the challenges and opportunities associated with incorporating end-users and electric vehicles as flexible resources within the power system. The first part centers on modeling the interaction among different agents, optimizing resource utilization, and planning electricity consumption to meet individual needs. Participants include distribution network operators, end-users, and a set of aggregators. The primary contribution lies in modeling the behavior of aggregators as intermediaries between the wholesale market and their customers, facilitating information exchange with network operators to optimize the physical resources of the system. The problem is formulated as a social welfare optimization problem, aiming to maximize benefits and minimize costs while providing services among participants. To address this, convex optimization tools and decomposition methods are employed to promote market-based mechanisms within the system. Additionally, an Optimal Power Flow is incorporated into the distribution network to promote efficient resource utilization. This contribution primarily focuses on modeling and analyzing the interaction among participants, ensuring the integrity of private information, and maximizing individual benefits.

The electrification of light-duty transportation presents both challenges and opportunities. Private light-duty vehicles account for over 60 % of energy consumption in the transportation sector and will rely on the distribution network for charging infrastructure. The second part of this thesis addresses the coordination of residential and commercial electric vehicle (EV) charging sessions, aiming to leverage their flexibility as a resource in wholesale markets. Initially, our focus lies in coordinating the charging of private EVs when renewable energy is available within the system, considering practical limitations of private charging infrastructure. Machine learning tools are utilized to model the coordination with the market and other users. This approach enables us to optimize the charging of electric vehicles in residential buildings, ensuring efficient resource utilization and mitigating simultaneity issues. Subsequently, we tackle the challenge of coordinating a large number of distributed private electric vehicles within a city. To address this problem, we employ large-scale optimization tools and stochastic techniques to manage synchronization issues and make real-time data-driven decisions. Our contributions primarily revolve around developing an effective model that coordinates a large number of users, incorporating market concepts, and seeking equilibrium solutions, even with incomplete information.

It is essential to highlight that all the results and contributions presented in this thesis are validated through simulations conducted in various scenarios.

# Tabla de contenidos

<b>Agradecimientos</b>	<b>III</b>
<b>Resumen</b>	<b>VII</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Motivación y Contexto . . . . .	1
1.2. Objetivos y Alcances . . . . .	3
1.3. Estructura de la Tesis . . . . .	4
Nomenclatura . . . . .	6
<b>2. El Valor de los Agregadores en el Sistema Eléctrico</b>	<b>9</b>
2.1. Introducción . . . . .	9
2.2. El Sistema Eléctrico . . . . .	10
2.3. Agregadores . . . . .	14
2.3.1. Flexibilidad . . . . .	16
2.4. Redes Inteligentes o <i>Smart Grid</i> . . . . .	18
2.5. Demanda Flexible . . . . .	19
<b>3. Agregadores en la Red de Distribución</b>	<b>23</b>
3.1. Introducción . . . . .	23
3.1.1. Trabajo Relacionado . . . . .	24
3.2. Previos . . . . .	28
3.2.1. Modelo de Flujo por las Líneas o DistFlow . . . . .	28
3.2.2. Métodos de Descomposición . . . . .	29
3.3. Formulación del Problema . . . . .	33
3.3.1. Descripción del Sistema . . . . .	34
3.3.2. Modelo del Usuario . . . . .	34
3.3.3. Modelo del Agregador . . . . .	37
3.3.4. Modelo de la Red de Distribución y OPF . . . . .	38
3.3.5. Optimización del <i>Social Welfare</i> del Sistema . . . . .	40
3.4. Problema Descentralizado . . . . .	42
3.4.1. Relajación convexa del OPF . . . . .	42
3.4.2. Descentralización del <i>Social Welfare</i> . . . . .	43
3.4.3. Algoritmo Distribuido . . . . .	46
3.5. Simulaciones y Discusión . . . . .	47

## Tabla de contenidos

3.6. Comentarios Finales y Conclusiones . . . . .	55
<b>4. Electrificación del Transporte Liviano</b>	<b>59</b>
4.1. Introducción y Motivación . . . . .	59
4.2. Impacto en el Sistema Eléctrico . . . . .	61
4.3. Modelos de Agregador de EVs . . . . .	64
4.3.1. Sigüientes Capítulos . . . . .	66
<b>5. Agregadores de EVs Residenciales</b>	<b>69</b>
5.1. Introducción . . . . .	69
5.2. Formulación del modelo . . . . .	72
5.2.1. Modelo del Usuario . . . . .	73
5.2.2. Mercado mayorista de energía . . . . .	75
5.2.3. Modelo del Agregador . . . . .	76
5.3. Problema Distribuido . . . . .	77
5.3.1. Problema <i>Social Welfare</i> . . . . .	79
5.3.2. Método ADMM . . . . .	80
5.4. Simulación y Análisis . . . . .	82
5.5. Comentarios Finales . . . . .	86
<b>6. Agregador de EVs en la Ciudad</b>	<b>89</b>
6.1. Introducción y Motivación . . . . .	89
6.1.1. Contexto . . . . .	91
6.2. Formulación del Problema Estocástico . . . . .	93
6.2.1. Enfoque con Subgradientes Incrementales . . . . .	94
6.2.2. Análisis de Convergencia . . . . .	96
6.2.3. Minibatch . . . . .	98
6.2.4. Métodos de Reducción de Varianza . . . . .	99
6.3. Simulación y Análisis . . . . .	101
6.3.1. Modelo del Usuario y su EV . . . . .	101
6.3.2. Modelo del Agregador y Mercado . . . . .	102
6.3.3. Análisis de los Resultados . . . . .	103
6.4. Conclusiones . . . . .	108
<b>7. Conclusiones</b>	<b>111</b>
<b>Apéndices</b>	<b>115</b>
.1. Proposición 1 - Capítulo 6 . . . . .	115
<b>Referencias</b>	<b>117</b>

# Capítulo 1

## Introducción

### 1.1. Motivación y Contexto

El acceso a la energía es un factor crucial para el desarrollo económico y social, así como para el funcionamiento eficiente de la vida cotidiana. La disponibilidad de los recursos energéticos es fundamental para el crecimiento y la prosperidad de los países, lo que impulsa las inversiones, la innovación y el surgimiento de nuevas industrias, fomentando la creación de empleo y el progreso económico en economías desarrolladas y en desarrollo. En la sociedad moderna, el acceso y la disponibilidad de productos energéticos, como la electricidad o la nafta, son esenciales para llevar a cabo las actividades humanas básicas. En este sentido, los objetivos energéticos de las economías modernas buscan asegurar una matriz energética diversificada, reducir la dependencia de recursos finitos y contaminantes, y garantizar el acceso de la mayoría de la población a la energía.

La energía en sí misma no es un producto transable, sin embargo, las ciencias económicas engloban en ella todos los recursos energéticos, materias primas o insumos necesarios para producir la energía física necesaria para realizar un trabajo. Los productos energéticos permiten desarrollar actividades humanas cotidianas, como la iluminación, la cocción de alimentos, la calefacción, el transporte y el desarrollo de actividades industriales. Los recursos energéticos, como el petróleo, el uranio, el agua o el viento y el sol, se utilizan para producir dichos productos energéticos. Sin embargo, las consecuencias ambientales derivadas del uso y producción de energía nos exigen que cambiemos la forma en que la generamos y la consumimos, siendo necesaria una mayor conciencia y responsabilidad en la gestión y uso de los recursos energéticos.

En los últimos 200 años, la humanidad ha evidenciado distintas revoluciones tecnológicas y transiciones energéticas, estas últimas encabezadas primero por el carbón, y luego por el petróleo y el gas natural. Los motores a combustión, la industria petroquímica, la electrónica y la luz artificial dieron paso a la última transición energética en base a hidrocarburos. La masificación de estas innovaciones revolucionaron la actividad económica, los modelos de negocios y el acceso a diferentes servicios, permitiendo el desarrollo social y una economía globalizada.

## Capítulo 1. Introducción

La matriz energética actual representa tres cuartas partes de las emisiones generadas de gases de efecto invernadero [1]. Esto incluye a los sectores del transporte, la electricidad, los edificios y la industria. Estos sectores utilizan productos energéticos derivados de los hidrocarburos para realizar sus actividades económicas y/o sociales, y se han transformado en un factor clave del cambio climático con daños irreversibles al medio ambiente. En este contexto, se viene transitando una nueva transformación energética marcada por el crecimiento y la imposición de los recursos renovables, la electrificación de diversos sectores y el desarrollo de nuevos combustibles bajos en emisiones de carbono.

La electricidad será el sustituto de otros productos energéticos como la nafta y el diésel en el transporte, o la biomasa y el gas para la calefacción. Sin embargo, la matriz de generación eléctrica es muy dependiente de los combustibles fósiles, y su descarbonización representa un problema operativo y económico que trasciende a todos los sectores productivos. Además, la electrificación de sectores basados en hidrocarburos, y el desarrollo de nuevas tecnologías de auto-generación en el usuario final presentan un reto para la operación del sistema y la capacidad de sus redes físicas, tanto en transporte como en distribución. La incorporación de fuentes renovables variables (viento y sol) en forma distribuida en el sistema de transmisión y la nueva capacidad del usuario final de generar y almacenar energía en forma local, obliga a los operadores a incorporar la incertidumbre en sus operaciones diarias y explotar nuevos recursos de flexibilidad<sup>1</sup>. Para alcanzar estos objetivos, el sistema eléctrico debe prepararse para afrontar cambios profundos en cuanto a su operación y planificación, el funcionamiento de sus mercados y la apertura a nuevos modelos de negocios, donde el usuario final del sistema pasará a tener un rol central.

La nueva transición energética, que transformará la economía y la sociedad, se sustenta en la economía digital<sup>2</sup> y el cambio hacia un modelo productivo más sostenible. La nueva ola de innovaciones tecnológicas está marcada por la digitalización y la inteligencia artificial, la automatización de sistemas y la infraestructura de servicios y plataformas digitales en la nube. Estas innovaciones permitirán explotar la flexibilidad del lado de la demanda, en particular del sector comercial y residencial, indispensables para absorber la variabilidad de las fuentes renovables y generando nuevo valor económico en el sector eléctrico. Sin embargo, su participación en forma aislada o sin coordinación puede generar un problema al sistema y no una solución. En este sentido, los avances de la ciencia de datos y la inteligencia artificial, y el avance de los dispositivos eléctricos permitirán optimizar el consumo de los usuarios en forma automatizada. La interacción en forma bi-direccional entre los operadores del sistema y los usuarios finales, o agregadores que funcionen

---

<sup>1</sup>La flexibilidad en el sistema eléctrico se refiere a la capacidad del sistema para responder de manera eficiente a los cambios en la oferta y la demanda de energía eléctrica en el corto plazo (días, horas o en tiempo real), manteniendo el equilibrio entre la generación y la demanda.

<sup>2</sup>El concepto de *economía digital* refiere al uso de las tecnologías de la información (TICs) en los procesos de producción de bienes y servicios, así como en su comercialización y consumo.



## 1.2. Objetivos y Alcances

de intermediarios entre estos agentes, facilitará la coordinación y optimización de los recursos físicos del sistema.

La actual transición energética no está directamente marcada por el mérito económico de un cambio tecnológico revolucionario, sino por un imperativo social acompañado por políticas públicas e innovaciones tecnológicas que posibilitan el cambio. Los nuevos modelos de negocios pondrán mayor foco en la sostenibilidad y la conducta ética ambiental como vía de generación de valor, involucrando a distintos grupos de interés: empresas, gobiernos, clientes, accionistas y la sociedad en su conjunto. El usuario final jugará un papel central en el nuevo sistema eléctrico, donde su participación a través de agregadores de cargas permitirá brindar servicios de flexibilidad en el sistema de gran porte. El acople eficiente entre el sistema y los agregadores de usuarios residenciales y comerciales son fundamentales para poder realizar una nueva transición energética de forma rentable y sustentable.

## 1.2. Objetivos y Alcances

Esta tesis se centra en abordar una serie de interrogantes relacionadas con el sistema energético, con el objetivo de promover su eficiencia y sostenibilidad. Se busca responder a preguntas clave, tales como: ¿cuáles son las estrategias que se proponen para fomentar un sistema de energía más limpio y eficiente?, y ¿cómo generar valor en el sistema eléctrico?. Asimismo, se indaga en el enfoque adecuado para integrar a los usuarios finales en la operación y gestión del sistema, y se estudia la electrificación del transporte con el propósito de identificar las mejores formas de facilitar esta transición.

Otro aspecto relevante es el análisis de cómo aprovechar la flexibilidad de los pequeños consumidores para optimizar el uso de los recursos renovables variables, como la energía eólica y solar, en el contexto de las redes inteligentes. Además, se exploran los posibles nuevos servicios que pueden emerger a partir de la figura de un agregador de cargas en el sistema eléctrico. Estas interrogantes representan áreas de investigación esenciales para avanzar hacia un sistema energético más sostenible y eficiente.

Las propiedades físicas de la electricidad y la complejidad de sus mercados dificultan la participación directa de los usuarios finales en la gestión del sistema, incluso en un escenario ideal con información perfecta. En este contexto, surge la figura del agregador como intermediario de un gran número de usuarios finales y sus dispositivos (por ejemplo miles o cientos de miles). Se espera que este nuevo agente sea un generador de valor para todo el sistema en su conjunto, explotando la flexibilidad de sus clientes y mejorando la eficiencia económica de los mercados eléctricos. En particular, la electrificación del sector del transporte es una fuente de flexibilidad ideal para incorporar al sistema en el corto y mediano plazo. Sin embargo, es necesaria una coordinación inteligente para que estas cargas sean una solución y no un problema para el sistema.

El objetivo de esta tesis es generar nuevos insumos que permitan abordar los desafíos de coordinar la carga de los EVs residenciales y comerciales. Para lograrlo, se aplican diversos métodos de optimización y se proponen estrategias novedosas

## Capítulo 1. Introducción

que contribuyen a mejorar el factor de generación de las fuentes renovables, el control de la carga de vehículos eléctricos, y la gestión de la red eléctrica. Asimismo, se exploran los nuevos modelos de negocios que posibilitan las plataformas digitales en la nube, el análisis de datos y la tecnología *grid-edge*<sup>3</sup> en el sistema.

El objetivo de la tesis fue contribuir en la interacción del usuario final, principalmente comercial y residencial, con otros agentes del sector eléctrico como: el operador del mercado o de la red, las *utilities*, los agregadores y otros usuarios. Para esto se estudia la estructura del sistema eléctrico, sus actividades económicas y el funcionamiento de sus mercados. En particular, se enfoca en la extensión del sistema transaccional de los mercados eléctricos organizados a la red de bajo voltaje. Surge así la figura del agregador de cargas y sus posibilidades de generar valor en el sistema por el simple hecho de agregar y coordinar miles de dispositivos, más allá del marco regulatorio específico que se aplique. La economía digital y las TICs son un factor fundamental para aprovechar la economía de escala y de alcance que permite el sector.

La tesis busca avanzar en la modelización de la participación de los agregadores en el sistema, así como en la generación de valor tanto para el usuario final como para el sistema eléctrico en su conjunto. En particular, se pone énfasis en el proceso de electrificación del transporte y cómo coordinar las sesiones de carga de miles de vehículos distribuidos en la ciudad para mejorar la eficiencia de los mercados mayoristas.

A lo largo de los diferentes capítulos, se abordan dos partes fundamentales. En la primera parte, se investiga la interacción entre múltiples agregadores que ofrecen servicios a usuarios finales en un contexto de redes de distribución activas o gestionables. Esta investigación busca comprender cómo se pueden optimizar los sistemas mediante la participación de agregadores y cómo se pueden generar beneficios para los usuarios y el sistema eléctrico en su conjunto.

En la segunda parte, se presentan y aplican modelos que buscan facilitar la coordinación de servicios de carga para vehículos eléctricos. Estos modelos se centran en mejorar la integración de fuentes de energía renovable variable, permitiendo una carga eficiente de los vehículos eléctricos y fomentando el consumo de energía limpia.

Es importante mencionar que esta tesis no profundiza en aspectos específicos como la implementación de interfaces con los usuarios, modelos de negocio o estudios económicos para respaldar la viabilidad de las estrategias propuestas. No obstante, estos conceptos contribuyen a definir las estrategias y a proporcionar una base sólida para abordar los problemas e hipótesis planteados en esta investigación.

### 1.3. Estructura de la Tesis

La tesis se estructura de la siguiente manera:

---

<sup>3</sup>El término *grid-edge* comprende las tecnologías, soluciones y modelos comerciales que posibilitan avanzar en la transición hacia una red eléctrica descentralizada, distribuida y transaccional.

### 1.3. Estructura de la Tesis

- En el capítulo 2 se plantea el contexto en el que se desarrolla la tesis. Se hace una revisión de la situación actual del sistema eléctrico y sus perspectivas de funcionamiento. Se define las funciones del agregador y cómo puede generar valor en el sistema acoplando el mercado mayorista de energía con el mercado minorista de los usuarios finales.

- En el capítulo 3 se resume el trabajo de investigación presentado en el artículo

S. Montes de Oca, P. Monzón, P. Belzarena: *Demand Side Management: Optimal Demand Response in Distribution Networks With Several Energy Retail Companies*. J. Eng. Sustain. Bldgs. Cities. May 2020, 1(2): 021006 (12 pages), <https://doi.org/10.1115/1.4046959>

Este trabajo se centra en investigar la interacción entre el operador de la red de distribución, los agregadores y los usuarios finales. El aporte principal de este capítulo radica en la introducción de múltiples agregadores que participan activamente en el sistema, estableciendo una comunicación bidireccional con el operador de la red. Cada agregador desempeña el papel de intermediario entre el mercado mayorista y sus clientes, además de colaborar en la planificación diaria de la red de distribución en conjunto con el DSO y sus propios clientes. El estudio se enfoca en modelar y analizar las decisiones que toman los agregadores en cuanto a su participación en el mercado mayorista y la fijación de precios minoristas, teniendo en cuenta también el estado de la red de distribución en dichas decisiones. Además, se examina el intercambio de información pública, manteniendo en todo momento la confidencialidad de los datos privados de los clientes.

- En el capítulo 4 se aborda el desafío de la electrificación del transporte y se examina el papel central que desempeña el agregador en la integración efectiva del sector de transporte y el sector eléctrico. Su objetivo es introducir los siguientes capítulos de la tesis

- En el capítulo 5 se presenta el trabajo de investigación presentado en las siguientes conferencias:

S. Montes de Oca, P. Monzón, P. Belzarena: *Optimal Demand Side Management for the Sparse Scheduling of Smart Charge of EVs*. 2020 IEEE PES Transmission & Distribution Conference and Exhibition - Latin America (TD LA). DOI 10.1109/TDLA47668.2020.9326178

S. Montes de Oca, P. Monzón, P. Belzarena: *Transactive Energy for Smart Charge: Coordination of Renewable Generation and EVs Smart Charging*. 2021 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies - Asia (ISGT Asia). DOI 10.1109/ISGTAsia49270.2021.9715562

En este capítulo, se aborda el desafío de incorporar la carga de vehículos eléctricos (EV) livianos en el sistema eléctrico. Concretamente, se examina la electrificación del transporte privado liviano, donde cada usuario utiliza su propia infraestructura de carga. Se analiza la coordinación de la carga de

## Capítulo 1. Introducción

estos usuarios, teniendo en cuenta que la mayoría de los modelos existentes consideran tasas de carga continuas o promueven un enfoque centralizado de coordinación. Nuestra contribución radica en superar estas limitaciones, asumiendo que los usuarios son responsables de la operación de su propia infraestructura y que cuentan con tasas de carga discretas. A través de esta perspectiva, se busca brindar nuevas soluciones y enfoques para abordar eficientemente la carga de vehículos eléctricos en el contexto del transporte privado liviano.

- En el capítulo 6 se resume el trabajo de investigación presentado en la conferencia

S. Montes de Oca, P. Monzón, P. Belzarena: *Incremental Subgradient Method for EVs Smart Charging Flexibility in Wholesale Energy Markets*. 2023 IEEE PES Grid Edge Technologies Conference Exposition (Grid Edge). DOI 10.1109/GridEdge54130.2023.10102709

Y del trabajo recientemente enviado a la revista Applied Energy:

S. Montes de Oca, P. Monzón, P. Belzarena: *Enhancing Demand-Side Management: Harnessing Large-Scale EV Coordination in Wholesale Markets*: Applied Energy.

En este contexto, se destaca la necesidad de que los agregadores participen directamente en los mercados mayoristas, lo cual implica coordinar un gran número de usuarios y realizar intercambios bidireccionales de información pública. Para lograr esto, los agregadores deben tomar decisiones sobre precios minoristas y desarrollar estrategias de participación en los mercados mayoristas. Sin embargo, la disponibilidad de información actualizada puede ser incompleta. Aunque las plataformas digitales en la nube ofrecen la capacidad de controlar la infraestructura de carga, es crucial contar con un intercambio eficiente de información para poder planificar las sesiones de carga de manera óptima. Por lo tanto, el enfoque principal de este capítulo se centra en cómo los agregadores pueden tomar decisiones inteligentes y óptimas utilizando la información disponible en el momento, considerando las limitaciones mencionadas anteriormente.

- En el capítulo 7 se exponen las principales conclusiones de la tesis y se exponen posibles líneas de trabajo futuro.

# Nomenclatura

ADN	Active Distribution Network
BEM	Building Energy Management
CPP	Critical Peak Price tariff
DAM	Day-Ahead Market
DER	Distributed Energy Resources
DR	Demand Response
DS	Distribution System
DSM	Demand Side Management
DSO	Distribution System Operator
EMS	Energy Management System
EVs	Electric Vehicle
EVSE	EV Supply Equipment
FRV	Fuentes Renovables Variables
HEM	Home Energy Management
IA	Inteligencia Artificial
IEA	International Energy Agency
OPF	Optimal Power Flow
RL	Reinforcement Learning
RTM	Real-Time Market
RTP	Real-Time price tariff

## Nomenclatura

SAVE Sistema de Alimentación de Vehículos Eléctricos

SoC State of Charge

TES Transactional Energy System

TICs Tecnologías de la Información y de la Comunicación

ToU Time of Use tariff

V2B Vehicle to Building

V2G Vehicle to Grid

V2H Vehicle 2 Home

# Capítulo 2

## El Valor de los Agregadores en el Sistema Eléctrico

### 2.1. Introducción

En esta década, la descarbonización del sector energético se centra en la electrificación del transporte liviano, de los edificios residenciales y comerciales, y la generación de electricidad a partir de fuentes renovables (principalmente viento y sol) [2–4]. Sin embargo, la naturaleza intermitente de las fuentes renovables y el aumento significativo de la demanda eléctrica (se espera para el 2030 un incremento del 20 % al 28 % del consumo total de energía con respecto al 2020, según la IEA [2]) plantean nuevos desafíos al sector eléctrico como nunca antes en su historia [5]. Estos cambios requieren una modificación en el diseño de sus mercados mayoristas y minoristas para integrar en forma eficiente los nuevos recursos de flexibilidad del lado de la demanda [6, 7]. Las *utilities* (empresas de servicios públicos) y los operadores de red deben incorporar en sus modelos de negocio los nuevos avances en la tecnología *grid-edge*<sup>1</sup> y los Recursos de Energía Distribuidos (*Distributed Energy Resources* o DERs<sup>2</sup> por sus siglas en inglés). El avance de las TICs en el sector y las tecnologías *grid-edge* habilitan un nuevo rol activo de los usuarios finales, en particular los usuarios residenciales y comerciales, capaces de proveer nuevos recursos de flexibilidad necesarios para operar un sistema eléctrico dominado por fuentes renovables [8, 9].

Las propuestas para optimizar el uso de los recursos físicos del sistema promueven alternativas del tipo *no-wire*, que se basan en el aprovechar los avances tecnológicos para evitar o retrasar la expansión de infraestructura física. Estas alternativas incluyen la instalación de fuentes de energía renovable, el uso de sistemas de respaldo y programas de respuesta y gestión de la demanda para evitar la

---

<sup>1</sup>El término *grid-edge* comprende las tecnologías, soluciones y modelos comerciales que posibilitan avanzar en la transición hacia una red eléctrica descentralizada, distribuida y transaccional.

<sup>2</sup>Se incluye dentro del término DER a los paneles solares, sistemas de baterías, cargas gestionables.

## Capítulo 2. El Valor de los Agregadores en el Sistema Eléctrico

construcción de nuevas líneas en sistemas comprometidos. Asimismo, se están desarrollando nuevas herramientas de optimización que incorporan la incertidumbre en la operación diaria del sistema [10,11]. En este sentido, la gestión del sistema eléctrico debe operar en un contexto más dinámico e impredecible, con eventos climáticos extremos más frecuentes, lo que requerirá una red adaptable, flexible y resiliente [12].

La economía digital, las tecnologías de la información y comunicación (TIC) y las nuevas tecnologías orientadas al usuario final están impulsando un nuevo paradigma en los sistemas eléctricos, que busca mayor flexibilidad y una interacción bidireccional con el usuario. Sin embargo, las limitaciones prácticas del sistema obligan a que los usuarios no puedan participar en forma directa con el sistema de transmisión, y deban trabajar en forma agregada y coordinada por un agente intermediario. Los agregadores deberán coordinar miles de usuarios y sus recursos eléctricos (paneles solares, electrodomésticos, sistemas baterías, EVs, etc) para que participen en forma organizada en los mercados mayoristas y minoristas, generando nuevo valor al mejorar la eficiencia económica de los mercados del sector.

En este capítulo, se exploran las oportunidades que brinda la economía digital y las TICs en el sistema eléctrico. Se examina la participación de los agregadores en los mercados eléctricos con el objetivo de generar valor y promover un sistema de generación sostenible y rentable. Los agregadores desempeñan un papel fundamental al vincular los mercados mayorista y minorista. Aprovechando la flexibilidad de los usuarios, estos agregadores pueden ajustar su consumo de energía y gestionar en forma apropiada las situaciones de exceso o escasez de energía en el sistema. Se analiza el rol de los agregadores, el valor que aportan y el potencial de la digitalización en conjunto con el nuevo paradigma de las redes inteligentes o *smart grids* para involucrar a los usuarios finales en la gestión del sistema eléctrico.

### 2.2. El Sistema Eléctrico

El sistema eléctrico comprende todas las etapas de transformación de la electricidad y sus actividades económicas. Las actividades (clásicas) del sistema eléctrico se dividen en cuatro etapas: la producción o generación, el transporte, la distribución y el consumo final de la electricidad, tal como se ilustra en la figura (2.1) [13]. Los sistemas eléctricos tradicionales se gestionan de manera *top-down*, lo que significa que generalmente las grandes unidades de generación conectadas a niveles de alta tensión suministran electricidad a los consumidores ubicados en todos los demás niveles de tensión.

En la etapa de generación se ubican las centrales eléctricas. En la mayoría de los mercados eléctricos modernos los generadores, grandes consumidores y proveedores de servicios eléctricos participan de un mercado organizado con distintos niveles de desagregación. La matriz de generación cambia de un sistema a otro, pero en general está compuesta por centrales hidráulicas o térmicas, tanto convencionales (de carbón, diesel, de gas natural, de ciclo combinado y de cogeneración) como nucleares. Las fuentes renovables variables (FRV) representan solo el 10% de la matriz mundial, aunque se espera que esta relación se invierta para el año 2050 [14].



## 2.2. El Sistema Eléctrico

La red eléctrica es el medio de transporte físico de la electricidad, desde su generación hasta su entrega al consumidor final, y su operación es controlada por empresas monopólicas reguladas y horizontalmente constituidas. En general, el diseño de la red de conductores es bastante básico: un sistema de transporte con una configuración mallada, de pocos nodos y de gran capacidad; y una red de distribución del tipo radial donde predomina una configuración telescópica de sus conductores, desde el centro de transformación hasta el consumidor final. El mercado minorista o *retail* y la operación de la red de distribución se encuentra centralizado en la figura de la *utility* en EEUU, o muy concentrado en pocas empresas que ofician de proveedores en una determinada región (característico de los mercados Europeos), donde la competencia es casi nula y la red es operada por un agente regulado conocido como *Distribution System Operator* (DSO).

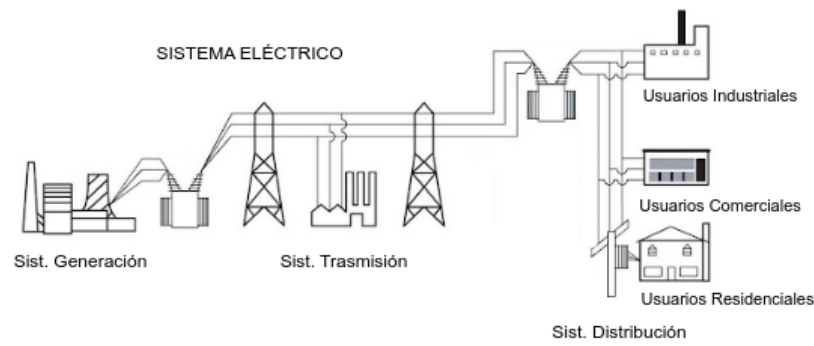


Figura 2.1: Etapas del sistema eléctrico.

En el mercado eléctrico mayorista, los participantes presentan ofertas de consumo y generación en un mercado competitivo tipo *spot* (bolsa de valores). No obstante, a diferencia de otros mercados, las propiedades físicas de la red eléctrica exigen que un operador regulado reciba las ofertas de los agentes y opere el mercado de forma centralizada [13, 15]. El Operador del mercado establece un precio para cada nodo del sistema de transmisión. Este precio es homogéneo para todos los agentes conectados a ese nodo y se fija mediante el equilibrio entre la oferta y la demanda considerando los flujos y restricciones físicas de la red de transporte. La electricidad no puede ser almacenada en grandes cantidades, lo que significa que el precio real de la electricidad debe ser calculado en tiempo real. Sin embargo, la operación de las máquinas generadoras no puede seguir esta dinámica de tiempo real. Las centrales no pueden cambiar en forma instantánea su punto de funcionamiento, y en algunos casos encender o apagar una turbina o un generador puede tardar días o incluso semanas. Para trabajar eficientemente, la mayoría de los mercados adoptan un mecanismo de fijación de precios que operan en dos horizontes de tiempo (sub-mercados): el mercado de planificación operativa o *day-ahead* (DAM), y el mercado de operación en tiempo real (RTM) (figura (2.2)). Además existen otros mecanismos o mercados para asegurar el funcionamiento del sistema en el mediano y largo plazo (varios años en el futuro) y mecanismos de balance para asegurar la calidad del servicio (mecanismos de ajuste en tiempo real).

## Capítulo 2. El Valor de los Agregadores en el Sistema Eléctrico

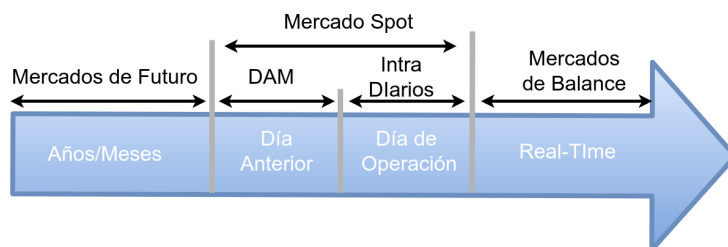


Figura 2.2: Mercados DAM, RT y servicios. EL mercado de futuro se centran en planificar a largo plazo la evolución del sistema eléctrico y planifica la instalación de nuevas unidades y la infraestructura física de los cables. DAM e Intra-diaros son mercados Spot que comercializan energía en forma financiera. Los mercados de balance regulan los servicios de red (balance generación-demanda) ofrecidos por tercero al operador de la red.

El DAM y el RTM son vinculantes, pero tienen horizontes de cierre diferentes. Ambos mercados utilizan un mecanismo de despacho económico sujeto a las restricciones físicas de la red eléctrica, conocido como *Optimal Power Flow* (OPF), para derivar los precios en cada punto del sistema y controlar el despacho de las unidades. El mecanismo para hallar los precios a partir del OPF se llama *Locational Marginal Price* (LMP) [15, 16]. A diferencia del DAM que cierra el día antes de la entrega física de electricidad, el RTM se ejecuta en tiempo real y establece el verdadero costo de generar, transportar y consumir electricidad para el próximo instante de tiempo (15 o 5 mins). El Operador utiliza su estimación de la demanda instantánea en cada punto de la red (se asume que la demanda es inelástica en el corto plazo) y ejecuta el OPF para generar los precios RTM y las señales de control de los generadores. Por otro lado, el DAM se encarga de la designación de las unidades que deben quedar operativas y de reservar la capacidad adecuada para asegurar el servicio en caso de fallas físicas en el sistema o errores en los pronósticos.

Para operar el Mercado Diario (DAM) y establecer sus precios, el operador del sistema recibe las ofertas de generación y las intenciones de consumo de los participantes para cada intervalo de tiempo del día siguiente. Una vez finalizado el plazo de recepción de ofertas, el operador determina qué unidades deben estar en funcionamiento (*Unit Commitment*) y realiza una OPF para asegurar las condiciones mínimas de operación [17, 18]. En general, el DAM sirve para que los participantes planifiquen y establezcan una posición o perfil de consumo para el día siguiente, y el RTM penaliza los desbalances entre lo estimado en el DAM y lo real. La operación en dos horizontes de tiempo es una herramienta muy útil para cubrirse de la gran volatilidad de los precios del mercado RTM, particularmente en presencia de FRV, y se promueve su uso para marcar una línea base en programas de respuesta de la demanda [11].

La integración de FRV en el sistema de generación plantea desafíos significativos en cuanto a la estabilidad y el control físico del sistema [19, 20]. Su presencia altera la estabilidad de los mercados, generando volatilidad en los precios mayorista e incluso precios negativos debidos a sobreproducción de energía inflexible (centrales de base que no se pueden apagar), exceso de renovables, congestión, etc.

## 2.2. El Sistema Eléctrico

Además, el recorte en la generación de las FRV se está volviendo más frecuente a medida que aumenta la penetración de la energía solar y eólica, lo que afecta los ingresos de los nuevos proyectos energéticos y aumenta los costos operativos del sistema [21, 22]. La reducción de FRV se puede definir como una disminución en la producción de energía de un generador en comparación con lo que podría producir con los recursos disponibles, generalmente de manera involuntaria. Para mantener el equilibrio y la eficiencia de las renovables en el sistema, los operadores necesitan incorporar nuevos recursos de flexibilidad, como centrales despachables flexibles (aunque muy costosas y contaminantes), gestión inteligente de la demanda, almacenamiento de energía e interconexiones [5, 23].

Para generar los LMP, el Operador desprecia los efectos en la red de distribución, simplificándola como un nodo de la red de transmisión, y considera las cargas como inelásticas. Sin embargo, las proyecciones de aumento de la demanda y la necesidad de contar con nuevos recursos de flexibilidad ha despertado el interés en dejar atrás el modelo pasivo de las redes de distribución por uno activo, en el cual se involucren a los usuarios finales y sus recursos controlables [24, 25]. La capacidad de planificación y control de las DERs permite pensar en incorporar estas unidades despachables al sistema como recursos de flexibilidad, trabajando en conjunto con los recursos de generación y coordinados por el operador del sistema [26, 27].

La adopción de tecnologías de generación distribuida, como paneles solares y sistemas de baterías, brinda a los usuarios finales la capacidad de elegir su fuente de energía preferida y gestionar su consumo de manera más flexible. Estos usuarios pueden coordinar dispositivos eléctricos, como vehículos eléctricos y electrodomésticos inteligentes, y almacenar energía para su uso posterior. Esta coordinación de DERs puede generar beneficios a nivel local, como la regulación del voltaje, la generación local y una mejor utilización de la infraestructura física, además de mejorar la eficiencia de los mercados mayoristas. Sin embargo, en la actualidad, los usuarios finales tienen el control de estos dispositivos y el sistema carece de capacidad para controlarlos. Además, en los mercados minoristas, la mayoría de los usuarios están sujetos a tarifas fijas que no están vinculadas a los precios mayoristas ni al estado de la red de distribución [28]. Esto resulta en que los usuarios finales tengan pocos incentivos para colaborar en forma activa con el sistema eléctrico [29, 30]. Por otro lado, los usuarios finales suelen no cumplir con los requisitos necesarios para participar en los mercados mayoristas. Incluso en el caso de clientes industriales, la relación entre el costo y los beneficios puede no ser lo suficientemente atractiva como para fomentar su participación directa en el mercado.

La proliferación de estas tecnologías del lado de la demanda pueden generar nuevos problemas al sistema eléctrico, aumentando o generando nuevos picos de demanda, desbalances entre la demanda y la generación, o problemas de flujos bidireccionales en la red de distribución. Sin embargo, la coordinación agregada de las DERs posibilitaría su participación en los mercados mayoristas, ofreciendo servicios como recursos de flexibilidad y nuevos tipos de servicios dada su característica distribuida (congestión local, regulación de voltaje, entre otros). Los agregadores de cargas funcionan como intermediarios entre los operadores del sistema y las

## Capítulo 2. El Valor de los Agregadores en el Sistema Eléctrico

cargas, facilitando su incorporación en la operación y gestión del sistema de gran porte y la infraestructura de distribución. El desarrollo de la digitalización y la inteligencia artificial aplicadas al sector están transformando la forma en que se gestiona el mercado eléctrico. El uso de algoritmos y modelos avanzados permiten una mayor eficiencia y flexibilidad en la operación de la red eléctrica, así como la creación de nuevos servicios y modelos de negocio. Estas tecnologías permiten operar en forma más eficiente el sistema, generando nuevo valor económico en sus mercados, y evitando o retrasando reforzar las redes físicas del sistema, impactando en forma directa en los costos de brindar el servicio eléctrico.

### 2.3. Agregadores

El servicio de agregación se puede definir como el acto de agrupar distintos agentes<sup>3</sup> para que trabajen en forma coordinada como una única entidad en el sistema eléctrico, ofreciendo servicios en el mercado o al operador del sistema. En particular, Burger et al [31] utilizan la siguiente definición de agregación: “Un agregador es una empresa que actúa como intermediario entre los usuarios finales y los propietarios de las DERs por un lado, y por el otro, agentes del sistema eléctrico que desean servir a estos usuarios o explotar posibles servicios prestados por las DERs”. En este trabajo, los autores realizan una revisión crítica del valor potencial de los agregadores, definiendo los factores que determinan su papel en los sistemas eléctricos bajo diferentes escenarios tecnológicos, regulatorios y evaluando quién se apropia con el valor económico generado. Los autores identifican tres tipos de valor en el acto de agregar cargas: el valor fundamental, oportunista y transitorio.

El valor *fundamental* de los agregadores (sin importar el marco regulatorio) deriva de factores inherentes al propio acto de agregación al utilizar la economía de escala y de alcance<sup>4</sup> que permite el sector, y que son comunes a otras industrias como las telecomunicaciones. Participar en los mercados eléctricos implica incurrir en costos inevitables, como contratar o adquirir recursos energéticos; integrar infraestructura TIC para interactuar con los operadores; o contar con conocimiento administrativo para cumplir con la normativa y las reglas del mercado. Estos costos tienen una fuerte componente de costos fijos y otra variable. Los costos fijos puede dar lugar a que el beneficio de prestar el servicio se vuelva poco atractivo para los usuarios finales si participan en forma individual. En este sentido la economía de escala y de alcance socializan los costos fijos entre los participantes. Además, los agregadores generan valor contrarrestando la asimetría de información que tienen los usuarios finales (datos del mercado, pronósticos de renovables, gestión del riesgo y la incertidumbre), y logrando mejores niveles de compromiso de los usuarios finales al facilitarles su participación. El valor *oportunista* se basa en el hecho de aprovechar las imperfecciones de un marco regulatorio particular para beneficio

---

<sup>3</sup>Cuando hablamos de agentes nos referimos a consumidores, generadores o cualquier combinación de ambos.

<sup>4</sup>La economía de alcance refiere a que el costo de producción de dos productos en simultáneo es menor que la producción de ambos productos por separado.

### 2.3. Agregadores

privado. Esto puede derivar del arbitraje o la especulación en los mercados, donde el agregador se beneficia de las imperfecciones del mercado sin generar un valor real al resto del sistema.

La interacción de las DERs con los operadores del mercado y la red eléctrica ofrece la oportunidad de mejorar la eficiencia económica del sistema en su conjunto. Sin embargo, existen barreras que dificultan que los operadores aprovechen y obtengan beneficios de la flexibilidad de los usuarios, debido a la complejidad de los mercados, la falta de acceso completo a la información y la falta de compromiso e interés por parte de los usuarios. En este contexto, los agregadores desempeñan un papel esencial al gestionar y superar estos desafíos de manera temporal, generando valor *transitorio* mientras que las tecnologías y regulaciones avanzan hacia un sistema de gestión e información ideal.

Los operadores del sistema eléctrico tienen la responsabilidad de despachar las unidades de generación, gestionar las reservas y activar respuestas de la demanda mediante señales de control y precios. Con la tecnología actual, esto es factible para un conjunto de recursos centralizados y de fácil control. Sin embargo, las DERs representan un nuevo desafío para los operadores y las empresas de servicios públicos, ya que coordinar y controlar estas fuentes implica establecer una comunicación bidireccional con un número mucho mayor de recursos dispersos en todo el sistema.

Por otro lado, las DERs, que son gestionadas por los usuarios finales, podrían brindar servicios valiosos al sistema, pero carecen de la información necesaria para hacerlo de manera eficiente. Los usuarios finales no tienen acceso a información del mercado mayorista, no saben cuándo pueden producirse picos en el sistema, desconocen los precios de los distintos servicios que consumen y no tienen conocimiento de la disponibilidad de energía renovable en diferentes áreas geográficas. En general, los usuarios finales tampoco tienen la capacidad de prever esta información en el futuro, lo cual es fundamental para gestionar el riesgo o planificar ofertas y consumos de manera óptima. Por otro lado, y desde una perspectiva técnica, las inversiones en inteligencia distribuida, automatización distribuida y gestión de la energía doméstica podrían facilitar un funcionamiento eficiente de los dispositivos conectados a la red de distribución. La automatización de las decisiones de consumo o producción de energía puede reducir el nivel de compromiso que los usuarios deben asumir. En este sentido, los agregadores pueden proporcionar plataformas digitales para coordinar respuestas óptimas y ofrecer servicios personalizados a sus clientes.

En la literatura académica y en informes industriales, así como en la perspectiva de los participantes del sector eléctrico, se han realizado diversos estudios que destacan el valor económico que los agregadores de DERs pueden generar al proporcionar una variedad de servicios a escala. Por ejemplo, en informes como (OFGEM<sup>5</sup>, 2016) [32] e (IRENA<sup>6</sup>, 2019) [33], se resumen las principales características y beneficios que los agregadores aportan al sistema eléctrico desde la perspectiva de los reguladores. Estos informes abordan las tecnologías necesarias

---

<sup>5</sup>OFGEM: *Office of Gas and Electric Markets* en UK, url:<https://www.ofgem.gov.uk/>

<sup>6</sup>IRENA: *International Renewable Energy Agency*, url: [www.irena.org](http://www.irena.org)

## Capítulo 2. El Valor de los Agregadores en el Sistema Eléctrico

para desarrollar esta actividad, los modelos de negocio, las modificaciones requeridas en los mercados y los cambios regulatorios necesarios para que los agregadores puedan tener un impacto significativo en el sistema.

La competencia entre los agregadores puede estimular el desarrollo de soluciones personalizadas e innovadoras, así como impulsar nuevos avances tecnológicos y atraer a una mayor cantidad de usuarios dispuestos a ofrecer sus servicios de flexibilidad [31]. La capacidad de capitalizar el valor de la agregación, aprovechando las economías de escala, el alcance y la gestión de la incertidumbre, podría llevar a la existencia de un único agregador centralizado. Es importante tener en cuenta que contar con más de un agregador y fomentar la competencia no necesariamente aumentaría la eficiencia del sistema eléctrico. Esta concentración podría tener implicaciones negativas para otros objetivos del sistema, como la competencia, la participación de los agentes y la innovación. El papel de los agregadores en el sector eléctrico está estrechamente vinculado al debate sobre el papel de la competencia en los mercados minoristas de electricidad [34, 35]. De hecho, los proveedores de servicios eléctricos o minoristas son, en sí mismos, agregadores, ya que agrupan a los consumidores que son sus clientes. La competencia en el mercado minorista debería incentivar a los agregadores a ofrecer precios competitivos, mitigar el poder de mercado y, sobre todo, lograr un compromiso por parte de los usuarios a través de productos personalizados que fomenten la innovación [36]. La existencia de un único agregador se centra principalmente en la eficiencia económica estática, sin considerar otros beneficios de la competencia, como la innovación y el fortalecimiento del compromiso de los consumidores. Sin embargo, la claridad de estos beneficios tampoco está exenta de controversia [31].

### 2.3.1. Flexibilidad

Una de las principales tareas del operador de un sistema eléctrico es equilibrar la oferta y la demanda de electricidad en distintos horizontes de tiempo. La flexibilidad describe el grado en que un sistema eléctrico puede ajustar la demanda o la generación de electricidad en respuesta a una variabilidad prevista o imprevista [7]. Una definición tecno-económica es la siguiente: “La flexibilidad del sistema eléctrico se define como la capacidad de un sistema para gestionar de forma fiable y rentable la variabilidad y la incertidumbre de la demanda y la oferta en todas las escalas temporales relevantes” (EIA, 2018) [37]. En [38] los autores describen las fuentes de flexibilidad en el sistema eléctrico y cómo se relaciona con el proceso de transición energético, sus características y cómo se puede planificar la flexibilidad en un sistema.

Los servicios y productos de flexibilidad, así como su implementación, varían en cada mercado y se adaptan a las necesidades específicas de cada uno. En el trabajo de Plaum et al. [9], se analiza la flexibilidad que pueden aportar los agregadores al controlar un conjunto de DERs, y se definen y caracterizan distintos tipos de flexibilidad. Además, se resumen los aspectos técnicos relacionados con la flexibilidad, los métodos utilizados para predecir los niveles de flexibilidad y cómo interactúan con los mercados. Un enfoque particularmente interesante es presentado por Eid

### 2.3. Agregadores

et al. [39], quienes examinan los mecanismos para ofrecer la flexibilidad como un servicio de balance en los mercados mayoristas o al operador, así como la forma de ofrecer flexibilidad en distribución para gestionar los parámetros físicos de la red en tiempo real. Este estudio también describe las características de flexibilidad de cada tipo de DER y los servicios que puede ofrecer en el mercado eléctrico.

A nivel técnico, un servicio de flexibilidad eléctrica puede definirse como un ajuste de potencia sostenido en un momento dado, durante una duración determinada, y desde un lugar específico de la red, como se muestra en la figura (2.3) [9,39]. De esta manera, las propiedades que caracterizan un servicio de flexibilidad pueden encuadrarse en cinco aspectos: 1- la dirección (*upward/downward*); 2- capacidad en potencia; su característica temporales definidas por 3- tiempo de inicio; 4- duración del evento (energía); 5- especificación geográfica. Este modelo será utilizado en los siguientes capítulos, en particular capítulos 5 y 6, donde el agregador coordina estos bloques de energía con el operador cuando hay disponibilidad en el sistema.

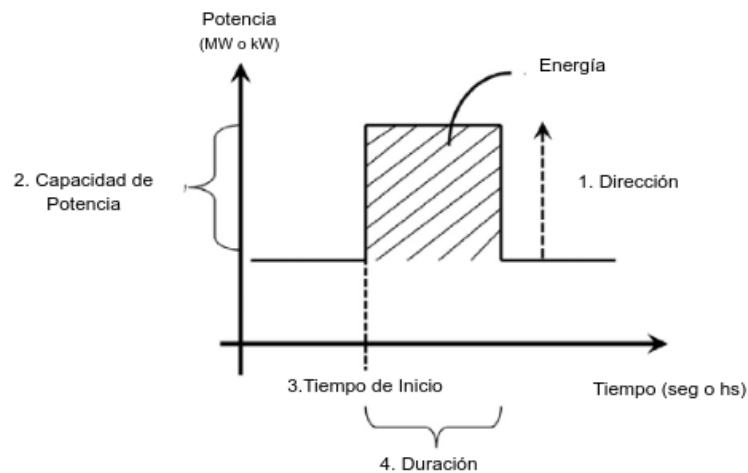


Figura 2.3: Características de un servicio de flexibilidad.

Para fomentar el desarrollo de tecnologías que motiven a los usuarios a participar en servicios de flexibilidad, es fundamental establecer modelos de negocios y mercados que puedan aprovechar al máximo estos servicios. Esto implica realizar ajustes en la regulación y en las políticas públicas para generar mercados que fomenten su crecimiento y rentabilidad. En el estudio de Okur et al. [40], se describen diferentes modelos de negocios que pueden implementar los agregadores para ofrecer servicios de flexibilidad. Se abordan aspectos tecnológicos, financieros y tecnoeconómicos, y se presentan ejemplos detallados de proyectos piloto a nivel mundial. Además, en el artículo de Kerscher et al. [34], se analiza el modelo de los agregadores desde una perspectiva legal y también tecnoeconómica, centrándose en los servicios que permiten una actividad rentable para los agregadores.

Complementando los modelos de negocios, los trabajos [41, 42] estudian y resumen los mecanismos para el desarrollo de estos modelos. Se realiza una revisión exhaustiva de la literatura y se examinan proyectos recientes, prestando especial atención a las funciones de los agregadores en los mercados eléctricos y destacando

## Capítulo 2. El Valor de los Agregadores en el Sistema Eléctrico

las diferencias con otros participantes del mercado. Estos estudios proporcionan una visión integral y detallada de los modelos de negocios y las oportunidades que existen para los agregadores en el campo de la flexibilidad energética, brindando información valiosa para impulsar su desarrollo y maximizar su impacto en los sistemas eléctricos.

La interoperabilidad entre dispositivos de hardware y software es un factor esencial para poder agregar DERs de distinto tipo y fabricantes. Mientras se converge a un sistemas de normas y protocolos comunes, algo parecido a TCP/IP en Internet, el valor transitorio que generan los agregadores como intermediarios es fundamental. En este sentido, existen diversas propuestas y modelos que se enfocan en coordinar cargas de un mismo tipo [41]. Ejemplos de modelos con agregadores de EV se pueden ver en [43, 44], edificios inteligentes [45], microgrids [46], paneles solares y baterías [47] o dispositivos térmicos [48].

Por otro lado, para poder coordinar en forma agregada clientes residenciales y rentabilizar su flexibilidad son necesarios algunos elementos claves, entre ellas: contar con disponibilidad de información y una infraestructura de comunicación con los usuarios. En este sentido, el nuevo paradigma de las redes inteligentes aborda esta problemática.

### 2.4. Redes Inteligentes o *Smart Grid*

Las redes inteligentes o *Smart Grid* son el resultado del proceso de digitalización de las redes eléctricas y la utilización de las TICs en el sector [49]. Las redes inteligentes representan el estado actual de la tecnología para las redes eléctricas, evolucionando desde sistemas unidireccionales de transmisión y distribución hacia enfoques bidireccionales que ofrecen diversos servicios para el control y gestión de la demanda. La capacidad de la inteligencia artificial (IA) de imitar capacidades humanas como la cognición, el aprendizaje y la resolución de problemas, son la solución para optimizar las decisiones de consumo del usuario final. Mediante el uso de herramientas integradas en un software de gestión, también conocido como *Energy Management System* (EMS), y el desarrollo de dispositivos eléctricos gestionables, la IA permite seleccionar la fuente de energía (como paneles solares, baterías o la red) y planificar el consumo de los recursos energéticos. El objetivo principal de las redes inteligentes es mantener una infraestructura confiable, resistente y segura para satisfacer el crecimiento de la demanda y la integración de recursos energéticos distribuidos. Esto se logra a través de cuatro pilares fundamentales [50]: la disponibilidad de grandes cantidades de datos, la utilización de arquitecturas y servicios en la nube, la creación de gemelos digitales y la toma de decisiones automáticas.

La infraestructura de medición digital y la proliferación de sensores digitales nos permiten monitorear y almacenar enormes cantidades de datos que quedan disponibles en la nube. El avance en los modelos basados en datos y el desarrollo de servicios y arquitecturas en la nube permiten entrenar estos modelos cerca de donde se almacenan los datos, creando las condiciones para que el mundo digital entienda lo que está pasando en el mundo real. Los modelos centrados en datos nos



permiten desarrollar gemelos digitales. Estos son modelos virtuales de los usuarios finales y sus dispositivos, los cuales nos permiten entender, predecir y adaptar sus patrones de consumo en forma conveniente. La inteligencia artificial puede tomar decisiones óptimas en forma automática en base a conocimiento, reglas preestablecidas y la situación del momento. El usuario final va a poder delegar estas decisiones a un software de gestión, encargado de planificar y controlar el consumo de sus dispositivos, y además, interiorizarlo y responsabilizarlo con la forma en que consume y de donde proviene esa energía.

La incorporación de software de gestión capaz de controlar sus recursos electrónicos gestionables (autos eléctricos, edificios inteligentes, entre otros) permiten aplicar distintas estrategias de optimización en el consumo a los usuarios (costo, sustentabilidad, confort, etc) [51]. Para que esto sea posible, es necesario incorporar hardware avanzado del lado usuario (sensores, actuadores, controladores), habilitar el acceso a los datos de consumo, y desarrollar software de gestión inteligente que permita conocer y ajustar los patrones de consumo del usuario [8, 52, 53]. Por otro lado, es necesario que las *utilities* muestren disposición a la apertura de los datos, y a incorporar y comercializar los nuevos servicios eléctricos.

## 2.5. Demanda Flexible

La participación de la demanda en el mercado mayorista como recurso de flexibilidad no es un concepto nuevo. La respuesta de la demanda o *Demand Response* (DR) se refiere a la modificación del consumo por parte de los usuarios finales en respuesta a cambios en las tarifas unitarias o a programas de incentivos ofrecidos por el mercado mayorista de electricidad [54,55]. La respuesta de la demanda implica que los consumidores puedan reducir o desplazar su consumo a otros momentos, contribuyendo a la estabilidad del sistema y evitando la necesidad de recurrir a fuentes de generación costosas o menos eficientes. La DR se centra en ajustes en el perfil de consumo en el muy corto plazo (horas o minutos) durante periodos de máxima utilización de los recursos físicos, cuando el consumo es elevado, o cuando la capacidad de reserva instantánea es limitada. No obstante, estos servicios se centran sobre todo en el control directo de las cargas industriales y grandes consumidores.

La gestión de la demanda o *Demand Side Management* (DSM) se enfoca en el control y optimización del consumo eléctrico. La DSM se refiere a las acciones y estrategias implementadas para controlar, regular y optimizar el consumo de electricidad con el objetivo de equilibrar la oferta y la demanda en el corto plazo (planificación diaria). Sus estrategias se focalizan en reducir el pico de demanda, reducir los costos de generación y mejorar la eficiencia del sistema. La DSM puede aplicarse tanto a consumidores residenciales como industriales. Sin embargo, el consumo de electricidad de un consumidor residencial es sustancialmente menor, por lo tanto, los agregadores deben lograr una alta participación de los usuarios residenciales para que tengan un impacto significativo en el mercado eléctrico. En resumen, la gestión de la demanda se enfoca en el control y optimización del consumo eléctrico, mientras que la respuesta de la demanda se centra en la capacidad de

## Capítulo 2. El Valor de los Agregadores en el Sistema Eléctrico

los consumidores para ajustar su consumo en función de las condiciones y señales del sistema eléctrico.

La DR y DSM pueden utilizar mecanismos de control directo o utilizar incentivos basados en una señal de precios (señal de control) que intenta afectar el consumo eléctrico de los usuarios [30]. Con las tarifas variables en el tiempo, los consumidores pueden reaccionar a los precios disminuyendo su consumo de electricidad, o moviendo tareas a periodos de tiempo en los que los precios son bajos. Esta estrategia no implica que el agregador controle los activos de los consumidores, por el contrario, el funcionamiento de los activos depende totalmente de la decisión de los consumidores. Los principales ejemplos de tarifas variables en el tiempo son las tarifas por tiempo de uso (ToU), las tarifas por picos críticos (CPP) y las tarifas en tiempo real (RTP) [29, 30]. Las tarifa ToU consisten en precios rígidos que cambian dependiendo del momento del día. Por otro lado, los precios de la tarifa RTP varían en forma diaria y reflejan el estado del sistema. En estos casos el agregador sólo proporciona el acceso a las dinámicas de los mercados DAM y RTM, generando las tarifas RTP que se notifican a los consumidores el día antes, o con una hora o menos de antelación. Sin embargo, los consumidores no participan en el proceso de conformación de las tarifas, y estas son formuladas en un formato unidireccional por la *utility* o un agente regulador sin considerar las posibilidades de flexibilidad de los usuarios.

Los sistemas de energía transaccional o *Transactional Energy System* (TES) surgen como una forma avanzada de DR que emplea la elasticidad de los usuarios activos en respuesta a los requisitos de la red eléctrica [56]. Estos sistemas buscan extender los mecanismos de mercado del sistema de generación o mayorista al mercado minorista, como propuesta para integrar a los usuarios finales en la gestión y operación del sistema eléctrico [57]. En pocas palabras, los TES son infraestructuras que permiten la transacción y el intercambio de energía y servicios eléctricos entre los participantes del mercado (agregadores, usuarios residenciales y comerciales, operadores, DERs, etc), promoviendo la eficiencia y la optimización en la gestión de la energía. Estos sistemas se basan en las TICs para facilitar la comunicación, el intercambio de datos y la coordinación entre los diferentes agentes que participan del sistema. También pueden involucrar el uso de plataformas digitales, protocolos de comunicación estándar y sistemas de liquidación y facturación para garantizar la transparencia, la eficiencia y la seguridad en las transacciones energéticas, en particular en sistemas descentralizados [12, 58].

Varios estudios han examinado los fundamentos y la evolución de los conceptos de los TES, y ofrecen una visión general de sus componentes claves [59], sus modelos empresariales y mecanismos de mercado [42, 60, 61], y el intercambio de información entre los participantes del TES [62]. Algunos estudios como [52, 63], comparan enfoques técnicos que permiten la integración de DERs a pequeña escala en redes de distribución, centrándose en las estrategias de coordinación. Estos servicios incluyen la reducción del pico de la demanda, el control de la tensión de las redes locales de baja tensión, el apoyo a la potencia reactiva, el equilibrado de fases y otros servicios ofrecidos a los operadores de redes locales. Otras propuestas incluyen el intercambio de energía local entre agentes, donde usuarios con capacidad de

auto-generación y cargas flexibles intercambian excedentes de generación a nivel local. Los modelos TES que se centran en prestar servicios al operador de la red local (servicios de redes de distribución) operan generalmente en un horizonte de una hora o casi en tiempo real [63]. Por otro lado, los servicios que se centran en balance de energía a nivel de transmisión operan en los horizontes de los mercados mayoristas.

El tema de la coordinación de los recursos distribuidos y descentralizados se está expandiendo rápidamente, como se puede observar en el trabajo [64]. En particular, algunos de los temas que han captado mayor interés en los últimos años son: la carga inteligente y coordinada de EVs [44,65,66], los modelos basados en mercados locales y el control de las redes de distribución [46,63,67]. Estos son el foco de los siguientes capítulos.

En el capítulo 3 nos centramos en la interacción de los agregadores con los usuarios finales, los operadores de la red de distribución y el mercado mayorista. Nuestro aporte en este capítulo es la formulación del problema cuando existen varios agregadores coordinando usuarios en una red de distribución. ¿Cómo intercambian información los usuarios, operadores y agregadores?, ¿qué información intercambian y de qué calidad?, estas son algunas de las interrogantes que intentamos analizar en este capítulo.

En los demás capítulos nos centramos en la agregación particular de los vehículos eléctricos (EVs por sus siglas en inglés). Las características de los EVs privados, en particular del sector residencial y comercial, son una fuente de flexibilidad importante para incorporar al sistema como un recurso de flexibilidad del lado de la demanda. La carga inteligente y coordinada de EVs genera beneficios para los usuarios, los agregadores y los operadores del sistema. La coordinación inteligente de EVs es necesaria para acoplar los sectores del transporte y el sector eléctrico, facilitando la transición hacia un sistema sustentable y limpio.

Esta página ha sido intencionalmente dejada en blanco.

# Capítulo 3

## Agregadores en la Red de Distribución

### 3.1. Introducción

La transición hacia un sistema eléctrico más eficiente y sostenible ha despertado el interés en las redes eléctricas de distribución activas (*Active Distribution Networks* - ADNs). Las ADNs son sistemas de distribución que integran tecnologías avanzadas de control, comunicación y automatización para gestionar de manera activa la generación, la demanda y el almacenamiento de energía en la red. Estas redes se caracterizan por su capacidad de respuesta y adaptabilidad frente a la creciente penetración de fuentes de energía renovable, la electrificación del transporte y la aparición de nuevos recursos energéticos y de flexibilidad. A diferencia de las redes de distribución convencionales, que se basan en una infraestructura pasiva y el flujo unidireccional para entregar energía de manera centralizada, las ADNs permiten la participación activa de los consumidores y la integración eficiente de múltiples fuentes de generación y almacenamiento distribuido. Estas redes incorporan las TICs y tecnologías *grid-edge* como sensores, medidores inteligentes, sistemas de gestión de la energía y algoritmos de control para optimizar la operación y maximizar el uso de la infraestructura física.

El concepto de ADNs promueve un enfoque más descentralizado y colaborativo, en el que los agregadores, los usuarios finales y las DERs pueden interactuar y contribuir en forma activa con el equilibrio de la red eléctrica. Esto permite una mayor flexibilidad operativa, una mejor gestión de la demanda y la oferta, y una mayor resiliencia ante eventos adversos. El uso de *Locational Marginal Prices* (LMP) en las ADNs se puede utilizar como una herramienta para incentivar la gestión de la energía y promover la participación activa de los usuarios finales y los recursos distribuidos. Al tener una visión más detallada del estado del sistema, reflejado en los precios en diferentes ubicaciones, se puede optimizar la flexibilidad de los usuarios y sus DERs, reducir la congestión de la red y mejorar la estabilidad del sistema.

En este contexto, nos enfocamos en los servicios de gestión de la demanda de usuarios finales del tipo residencial y comercial, coordinados por un agregador con un horizonte de planificación de 24 horas o *day-ahead*. Los agregadores funcionan

## Capítulo 3. Agregadores en la Red de Distribución

como intermediarios entre el mercado mayorista y los usuarios finales, interactuando además con el operador de la red de distribución o *Distribution System Operator* (DSO). Consideramos que los clientes utilizan tecnología tipo *Energy Management System* (EMS) para controlar sus dispositivos eléctricos. Un EMS es un conjunto de herramientas, software y tecnologías utilizadas para monitorear, controlar y optimizar el uso de energía en diferentes sectores, como edificios (*Building Energy Management* - BEM), hogares residenciales (*Home Energy System* - HEM), industrias y sistemas eléctricos. Estos sistemas tienen como objetivo mejorar la eficiencia energética, reducir los costos operativos y minimizar el impacto ambiental asociado al consumo de energía. Para esto, el EMS recopila y analiza diversos tipos de datos, como los patrones de demanda de energía, la generación de energía renovable y los precios de la electricidad.

En este capítulo analizamos la interacción entre los EMS de los usuarios, los agregadores y el DSO optimizando en forma conjunta la operación de la red de distribución. Los participantes del sistema intercambian información de precios y de consumo para el día siguiente optimizando el uso de los recursos y el costo de consumir energía. Asumimos un conjunto de agregadores que participan en el mercado mayorista, intercambiando información de consumo y precios con el DSO y con sus clientes. Los usuarios utilizan la flexibilidad de sus recursos para planificar su consumo para el día siguiente, minimizando el costo de consumir energía en función de la señal de precios que le envía su agregador. La cantidad de participantes y la información que manejan los diferentes agentes generan la necesidad de utilizar un mecanismo de coordinación distribuido que preserve la información privada de cada participante. La dinámica del problema se plantea como un problema de maximización del *Social Welfare* del sistema, donde se busca maximizar el beneficio de los usuarios al consumir energía y minimizar el costo operativo en la red de distribución.

### 3.1.1. Trabajo Relacionado

La teoría de los precios spot [68,69] y de las funciones de aprovisionamiento o *supply functions* [70,71] son la base teórica de la apertura de los mercados eléctricos. La formulación de los precios spot o *Locational Marginal Price* (LMP) son el resultado de resolver el problema de despacho económico de las unidades verificando las condiciones físicas de la red [15,16]. Este problema de optimización matemática se conoce como *Optimal Power Flow* (OPF) [72]. Las condiciones de Karush-Kuhn-Tucker (KKT) del problema OPF permiten entender los LMPs como la composición de tres factores: costo marginal de producción, costo marginal de congestión en las líneas y los costos marginales de las pérdidas sobre las líneas [13, 15]. Los LMP describen cuánto vale generar, transportar y consumir electricidad en cada punto del sistema de transmisión, y son uniformes para los participantes ubicados en el mismo nodo de la red. Sin embargo, el papel actual de los sistemas de distribución es pasivo, en el sentido de que las cargas distribuidas consumen energía a voluntad y los recursos renovables distribuidos inyectan energía a medida que está disponible, sin ninguna coordinación con el resto del sistema [25].

### 3.1. Introducción

Las ecuaciones de flujo de potencia se pueden representar mediante el modelo de inyección en barras o *bus Injection Model*, o el modelo de flujo por las líneas o *Branch Flow Model* (conocido también como *DistFlow Model*). En ambas representaciones, el problema OPF es un problema de optimización no lineal, no convexo, y que incluye variables enteras. Además, la alta dimensionalidad de las variables de optimización y control lo convierten en un problema sumamente difícil de resolver y muy costoso computacionalmente. Para abordar el problema se han propuesto diferentes aproximaciones y relajaciones que aproximan las soluciones del problema original, resolviendo otro problema más sencillo [73, 74].

Por un lado, las características de la red de transmisión permiten aplicar aproximaciones lineales al problema OPF obteniendo un nuevo problema conocido como DC-OPF (Direct Current OPF). En este problema solo se considera la potencia activa como variable, pero se desprecian las pérdidas en las líneas y no se considera la potencia reactiva. En la red de transmisión las soluciones del DC-OPF son muy precisas, y además, se pueden aplicar técnicas de descomposición para abordar problemas con un número muy grande de variables. Sin embargo, estas aproximaciones no funcionan cuando se considera la red de distribución, o se vuelven intratables de realizar de forma centralizada por la cantidad de dispositivos que se deben controlar [25]. Además, en la red de distribución, el DSO no tiene un control directo sobre los recursos, los cuales son gestionados por el usuario final con el agregador funcionando como intermediario.

Varios autores han abordado el problema de extender los LMP en distribución aplicando aproximaciones lineales al OPF y utilizando las condiciones KKT para interpretar las nociones de congestión en la red de medio y bajo voltaje. Por ejemplo, el trabajo de Sotkiewicz y M. Vignolo [75] considera la planificación del consumo y la instalación de un generador en la red de distribución con el objetivo de aliviar los problemas de congestión en las líneas más comprometidas. Otros ejemplos como [24, 67], plantean situaciones similares, pero al igual que el caso anterior, sólo consideran la potencia activa sobre la red de distribución sin tomar en cuenta la potencia reactiva o las pérdidas sobre los conductores. Si bien estas aproximaciones dan buenos resultados en las redes de transmisión, en general las soluciones obtenidas utilizando aproximaciones lineales en distribución son no factibles en el problema OPF original [25].

En lugar de aproximar las ecuaciones no lineales, otra estrategia consiste en relajar estas restricciones para obtener una clase de problemas más sencillos. Según [76], las relajaciones son superiores a las aproximaciones generales porque proporcionan límites en los óptimos verdaderos en lugar de eliminar las no linealidades. En 2012, J. Lavaei y S.Low [77] mostraron que el problema OPF podía aproximarse por un problema convexo y las solución de ambos problemas coincidían bajo ciertas hipótesis. Los trabajos de S.Low [78, 79], describen dos modelos de relajación convexa aplicadas al problema OPF y su equivalencia, y además, presentan las condiciones suficientes para que las relajaciones sean exactas. En particular muestran que las relajaciones cónicas son exactas para redes de distribución con topología radial.

Las relajaciones convexas del OPF incluyen relajaciones SDP [77], y relaja-

### Capítulo 3. Agregadores en la Red de Distribución

ciones cónicas basadas en el modelo de formulación de inyección en barras [80] y en la formulación del modelo de flujo por las líneas [81]. Los modelos que utilizan relajaciones cónicas o *Second Order Cone Programming* (SOCP) reemplazan una restricción de igualdad asociada a las pérdidas en las líneas con una restricción de desigualdad. Esta restricción es exacta para redes con topología radial y cuyas fases están balanceadas, además de algunas condiciones extras [81]. Las relajaciones SDP son más estrictas que las relajaciones SOCP y tienen ventajas cuando se consideran redes malladas y modelos de red trifásico desequilibrados. Un resumen de las técnicas de aproximación del problema OPF, sus limitaciones, y los algoritmos para encontrar las soluciones pueden encontrarse en el trabajo de J. Lavaei et. al [82] y A. Papavasiliou [25]. Sumado a esto, para abordar el problema de la dimensión de dispositivos y nodos de estos sistemas, se proponen métodos de resolución distribuidos y descentralizados que son capaces de abordar el problema de considerar un orden muy grande de variables [83–85].

Las redes de distribución activas se pueden dividir en dos horizontes temporales, replicando el funcionamiento del sistema de gran escala. El primero se refiere al funcionamiento programado de la red, que se planifica con un día de antelación basándose en las previsiones de generación renovable y la flexibilidad en la demanda. El segundo horizonte es más cercano al momento de ejecución, abarcando desde algunas horas hasta minutos, y se centra en la corrección de desviaciones de las fuentes renovables, ajustes de voltaje y posibles intercambios locales de energía. Esta división en dos horizontes temporales permite una operación más eficiente y efectiva de las redes de distribución activas, adaptándose a las variaciones en la generación y demanda de energía en tiempo real [27].

El trabajo propuesto por S. Low et. al [86] y complementado en otros trabajos [87, 88], extienden el modelo de *supply functions* de [70] a la demanda. Los modelos proponen que los usuarios publiquen funciones de flexibilidad y un agregador o la *Utility* se encargan de recepcionar las ofertas y cerrar el mercado proponiendo un precio de equilibrio. Por otro lado, para poder agregar usuarios residenciales y comerciales, los modelos deben ser escalables con la cantidad de usuarios. Para esto se proponen métodos distribuidos que además preservan la información privada de los participantes. La red bi-direccional de información permite utilizar métodos iterativos para encontrar el precio de equilibrio del mercado [89–91]. Por último se agrega la red de distribución al problema introduciendo los LMPs como información adicional al precio [83, 84]. Estos trabajos consideran al operador de la red de distribución como el único agregador de cargas o proveedor de servicios, y no contemplan la posibilidad de múltiples agregadores participando en los mercados mayoristas o interactuando con el operador de distribución.

Nuestra contribución en el área se centra en extender estos modelos al caso donde existen varios agregadores brindando servicios de gestión de la demanda a usuarios residenciales conectados en la red de bajo voltaje y operada por un DSO regulado. La competencia en distribución va ganando terreno en EEUU [35, 36] donde se empieza a promover la separación entre la operación de la red de la venta del servicio. Por otro lado, en Europa esta decisión ya está tomada, y la regulación prevé la separación entre el DSO y los proveedores de servicios eléctricos con



### 3.1. Introducción

políticas que promueven la competencia y los mercados descentralizados [92].

La mayoría de los trabajos consideran al agregador sin incluir la red de distribución, o la propia *Utility* que hace de agregador y también tiene el conocimiento de la red. Sin embargo, cuando el servicio de agregación lo ofrecen otros participantes, en general no tienen conocimiento de la topología y recursos de la red. Nuestro aporte se centra en analizar cómo pueden interactuar estos agentes (DSO, agregadores y usuarios finales o DERs) manteniendo la información privada bajo reserva y acoplando los mercados mayoristas, minoristas y los efectos físicos de la red, como se muestra en la figura (3.1).

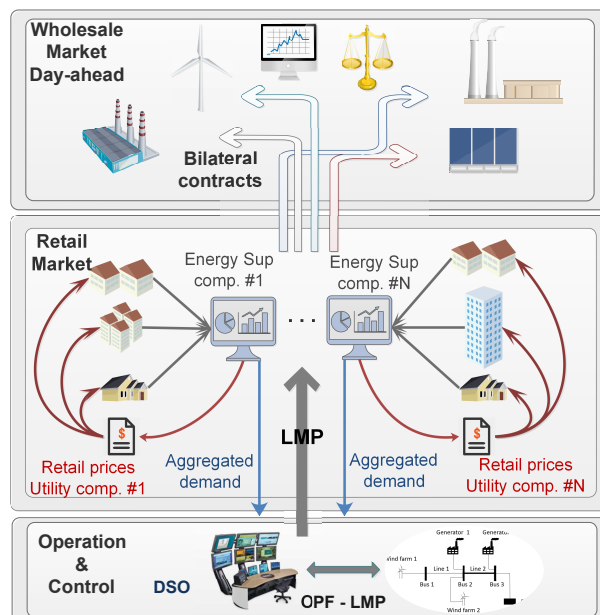


Figura 3.1: En la figura se muestra la interacción entre los agentes que van a participar en el programa DSM propuesto. El agregador hace de intermediario entre los usuarios finales que participan en el mercado minorista, el mercado mayorista donde participan las unidades de generación y el DSO que opera la red de distribución. El agregador intercambia información con los participantes para coordinar el consumo, las unidades de generación y los recursos de la red, alcanzando el equilibrio en el sistema.

En la siguiente, sección (3.2), se presentan algunos conocimientos previos en métodos de descomposición, y un acercamiento al problema OPF y la formulación de las ecuaciones *DistFlow*. El modelo del sistema se presenta en la sección (3.3). En la sección (3.4) se propone el programa DSM, donde se analiza el intercambio de información entre los participantes. Los resultados de las simulaciones y su discusión se presentan en la sección (3.5). Finalmente, se resumen las conclusiones más importantes en la sección (3.6).

## 3.2. Previos

### 3.2.1. Modelo de Flujo por las Líneas o DistFlow

En esta sección se presenta el modelo de flujo por las líneas o *Branch Flow Model* (BFM) para una red balanceada y radial. Definimos a partir de la figura (3.2) la línea  $i \rightarrow j$  que alimenta el bus o nodo  $j$  cuyo predecesor o nodo padre es  $i$ . Las ecuaciones de flujo por las líneas queda definido por la variable  $\mathbf{x}(s) = (\mathbf{S}, \mathbf{I}, \mathbf{V}, s_0)$ . Siendo  $\mathbf{S}$  el conjunto de vectores que representan el flujo de potencia por las líneas de la red,  $\mathbf{I}$  la corriente por cada una de las líneas,  $\mathbf{V}$  el voltaje en cada nodo del sistema y  $s_0$  la potencia inyectada a la red desde el sistema de transmisión. El flujo de potencia por las líneas se puede describir de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} V_i &= z_{ij} I_{ij} + V_j \\ S_{ij} &= V_i I_{ij}^* \\ S_{ij} &= \sum_{k:j \rightarrow k} S_{jk} + z_n |I_{ij}|^2 - s_j \end{aligned}$$

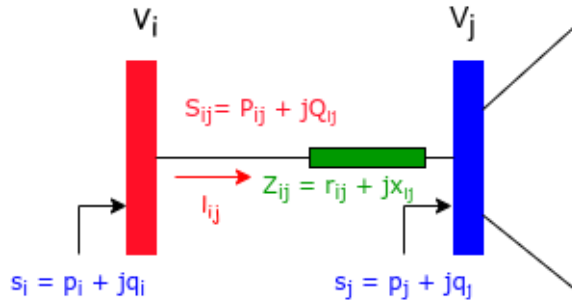


Figura 3.2: Modelo *Branch Flow Model* (BFM): la línea  $ij$  alimenta al nodo  $j$ , alimentado por (o cuyo padre es) el nodo  $i$ .

La primera relajación que aplicamos al modelo BFM es introducir la magnitud al cuadrado del voltaje y la corriente:

$$v_n = |V_n|^2 \quad \text{y} \quad l_n = |I_n|^2$$

- Utilizando las ecuaciones de BFM y ordenando las ecuaciones con las relaciones anteriores obtenemos

$$S_{ij} - z_n |I_{ij}|^2 + s_j = \sum_{k:j \rightarrow k} S_{jk} \Rightarrow \begin{cases} \sum_{k:j \rightarrow k} P_{jk} = p_j + P_{ij} - r_{ij} l_{ij} \\ \sum_{k:j \rightarrow k} Q_{jk} = q_j + Q_{ij} - x_{ij} l_{ij} \end{cases}$$

- Utilizamos la ley de Ohm al cuadrado, para esto multiplicamos ambos lados por el conjugado complejo y obtenemos:

$$V_j = V_i - z_{ij}I_{ij} \Rightarrow \begin{cases} V_j = & V_i + z_{ij}I_{ij} \Rightarrow \\ V_j V_j^* = & (V_i - z_{ij}I_{ij})(V_i - z_{ij}I_{ij})^* \Rightarrow \\ v_j = & v_i - 2\text{Re} \left\{ z_{ij}^* V_i I_{ij}^* \right\} + |z_{ij}| l_{ij} \Rightarrow \\ v_j = & v_i - 2r_{ij}P_{ij} - 2x_{ij}Q_{ij} + (r_{ij}^2 + x_{ij}^2)l_{ij} \end{cases}$$

- La definición del flujo por la línea  $ij$  queda definido como:

$$S_{ij} = V_i I_{ij}^* \Rightarrow l_{ij} = \frac{P_{ij}^2 + Q_{ij}^2}{v_i}$$

Ecuaciones **DistFlow**  $\mathbf{x} = (\mathbf{S}, \mathbf{l}, \mathbf{v}, p_0, q_0)$

$$\sum_{k:j \rightarrow k} P_{jk} = p_j + P_{ij} - r_{ij}l_{ij} \quad (3.1)$$

$$\sum_{k:j \rightarrow k} Q_{jk} = q_j + Q_{ij} - x_{ij}l_{ij} \quad (3.2)$$

$$v_j = v_i - 2r_{ij}P_{ij} - 2x_{ij}Q_{ij} + (r_{ij}^2 + x_{ij}^2)l_{ij} \quad (3.3)$$

$$l_{ij} = \frac{P_{ij}^2 + Q_{ij}^2}{v_i} \quad (3.4)$$

### 3.2.2. Métodos de Descomposición

Los enfoques centralizados de gestión de la demanda requieren conocer la información completa de las DERs de todos los usuarios y sus parámetros de confort. A medida que aumenta el número de usuarios, la complejidad del problema también se incrementa. Los métodos de control directo son factibles para instalaciones industriales o algunos generadores distribuidos, pero no escalan cuando el número de agentes a coordinar es muy grande, como sucede con los clientes residenciales y comerciales. Además, los algoritmos centralizados requieren que alguno de los agentes conozca la información privada de todos los demás, y esto puede generar preocupaciones de privacidad en los usuarios, los agregadores y los operadores. Los modelos distribuidos descomponen un problema complejo en subproblemas más pequeños que se pueden resolver en forma local por el usuario, intercambiando información de carácter público entre los participantes para la coordinación.

Existen varios algoritmos descentralizados/distribuidos. Los más utilizados por su simplicidad en la implementación son: el Método de los Multiplicadores de Dirección Alternativos (*Alternating Direction Method of Multipliers* - ADMM) [93], el método del multiplicador predictor-corrector proximal (*Predictor-Corrector Proximal Multiplier method* - PCPM), y el método de descomposición lagrangeana o de descomposición dual [94]. Estos métodos son similares y utilizan el problema dual para descomponer el problema principal en sub-problemas. La diferencia entre ellos radica en cómo, y cuándo, actualizan las variables de optimización y la información que intercambian. La modelización y la implementación se llevan a cabo de la siguiente manera:

### Descomposición Dual

Los métodos de descomposición primal y dual son bien conocidos en el área de optimización clásica [94], y son apropiadas cuando se pretende trabajar con problemas de optimización cuya función objetivo es separable en sus variables de optimización, pero éstas están acopladas por las restricciones del problema. Un caso típico que modela muy bien este método es la asignación de recursos en redes de telecomunicaciones [95]. En este caso, distintos agentes buscan transmitir información sobre un canal de capacidad finita, y los recursos del canal se deben repartir con algún criterio. El método de descomposición dual asigna un precio a los recursos y estos son repartidos en función del valor que cada agente está dispuesto a pagar para acceder a él. Un caso estándar del método de descomposición dual se puede escribir de la siguiente manera:

$$\min_{x,y} f(x) + g(y) \quad (3.5)$$

$$s.t. \quad Ax + By = c \quad (3.6)$$

El método utiliza una relajación de Lagrange en la restricción (3.6) que acopla las variables de optimización del problema. El lagrangiano del problema (3.5) se puede expresar como:

$$L = f(x) + g(y) + \lambda^t(Ax + By - c)$$

De esta manera, el lagrangiano es separable en las variables de optimización  $x$  e  $y$ . Sin embargo, encontrar en forma analítica el parámetro  $\lambda$  que minimiza el lagrangiano es muy difícil y casi imposible en la práctica. No obstante, podemos utilizar su función dual y resolver el problema dual en lugar del primal, obteniendo una cota inferior del problema. Para resolver el problema dual podemos aplicar el método del subgradiente, obteniendo un método iterativo muy sencillo. Siguiendo en el siguiente orden secuencial la actualización de las variables se puede converger a la solución del problema.

$$x^{k+1} := \min_x f(x) + \lambda^t Ax \quad (3.7)$$

$$y^{k+1} := \min_y g(y) + \lambda^t By \quad (3.8)$$

$$\lambda^{k+1} := \lambda^k + \alpha(Ax^{k+1} + By^{k+1} - c) \quad (3.9)$$

Cuando el problema primal es convexo en sus variables de optimización entonces el *duality gap* entre el valor funcional del primal y el dual es cero, es decir, la solución del problema dual es equivalente a la solución del problema primal. Además, el problema dual siempre es cóncavo, con lo cual el método del subgradiente converge a un entorno del óptimo con un *learning rate*  $\alpha$  fijo, y se pueden dar garantías de convergencia cuando  $\alpha$  tiende a cero [96,97]. Un criterio de parada del algoritmo está dado por  $\|Ax^{k+1} + By^{k+1} - c\|^2 \leq \epsilon_p$ . La descomposición de Lagrange es una técnica de descomposición simple y fácil de implementar.

Otra ventaja de este método es su interpretación económica. En este caso, los parámetros  $\lambda$  se pueden ver como el valor o el precio que se le asigna al recurso,

por ejemplo el acceso al canal en el caso de telecomunicaciones o la formación del precio de la energía en el mercado eléctrico. Los diferentes agentes optimizan el beneficio que perciben al consumir energía en función de sus preferencias, y esto define en algún sentido el valor que están dispuestos a pagar por el recurso. La desventaja de esta técnica de descomposición es la lenta convergencia del método del subgradiente, en particular cuando se consideran varias variables (duales) asociadas a distintas restricciones de acople.

### ADMM

Consideremos el mismo problema anterior con funciones de optimización en variables distintas y donde el problema está acoplado por una restricción:

$$\begin{aligned} \min_{x,y} \quad & f(x) + g(y) \\ \text{s.t.} \quad & Ax + By = c \end{aligned} \tag{3.10}$$

El lagrangiano aumentado asociado al problema (3.10) desacopla los problemas y está dado por:

$$L_\rho(x, y, \lambda) = f(x) + g(y) + \lambda^t(Ax + By - c) + \frac{\rho}{2} \|Ax + By - c\|^2$$

siendo  $\lambda$  nuevamente la variable dual (*Lagrange multiplier*), y el término cuadrático una función de penalidad con  $\rho$  una constante positiva de tamaño adecuado. A diferencia de los métodos de barrera tradicional, en este caso no es necesario utilizar  $\rho \rightarrow \infty$  para resolver el problema con restricciones [98]. Este término de penalización ayuda a suavizar las restricciones del problema y permiten una convergencia más rápida y estable hacia el óptimo, incluso con restricciones no lineales y no convexas. Sin embargo, a diferencia de la relajación de lagrangiana que desacopla el problema al introducir el multiplicador en la restricción, el término cuadrático del lagrangiano aumentado no permite que se desacople el problema original en subproblemas.

El método ADMM utiliza un paso de actualización secuencial (secuencia Gauss-Seidel) de las variables de optimización en lugar de hacerlo en forma conjunta como el método de descomposición dual, pero tiene mejores garantías de convergencia y además una velocidad de convergencia sustancialmente mayor. Para encontrar un minimizador del problema (3.10), el algoritmo ADMM utiliza la siguiente secuencia de iteraciones:

$$x^{k+1} := \arg \min_x \mathcal{L}_\rho(x, y^k, \lambda^k) \tag{3.11}$$

$$y^{k+1} := \arg \min_y \mathcal{L}_\rho(x^{k+1}, y, \lambda^k) \tag{3.12}$$

$$\lambda^{k+1} := \lambda^k + \rho(Ax^{k+1} + By^{k+1} - c) \tag{3.13}$$

Esta secuencia se repite hasta que  $\|Ax^{k+1} + By^{k+1} - c\|^2 \leq \epsilon_p$ .

Un cambio de variable escalar del multiplicador  $\lambda$  que se utiliza comúnmente y que resulta más conveniente en ciertas ocasiones se puede obtener completando

### Capítulo 3. Agregadores en la Red de Distribución

la norma cuadrada con la variable dual y el residuo ( $r = Ax + By - c$ ). Definiendo la variable dual escalada como  $u := (\rho/2)\lambda$  podemos obtener

$$\lambda^T r + (\rho/2) \|r\|_2^2 = \frac{\rho}{2} \|r + u\|_2^2 - \frac{\rho}{2} \|u\|_2^2$$

Con la variable dual en su forma escalar, el lagrangiano aumentado queda definido como

$$L_\rho = f(x) + g(y) + \frac{\rho}{2} \left\| Ax^{k+1} + By^{k+1} - c + u \right\|_2^2 - \frac{\rho}{2} \|u\|_2^2$$

Y la secuencia iterativa queda definida como:

$$x^{k+1} := \arg \min_x f(x) + (\rho/2) \left\| Ax + By^k - c + u^k \right\|_2^2 \quad (3.14)$$

$$y^{k+1} := \arg \min_y g(y) + (\rho/2) \left\| Ax^{k+1} + By - c + u^k \right\|_2^2 \quad (3.15)$$

$$u^{k+1} := u^k + Ax^{k+1} + By^{k+1} - c \quad (3.16)$$

El método ADMM es muy útil en problemas donde se debe minimizar una función objetivo compuesta por una función diferenciable  $f(x)$  y otra no diferenciable  $g(x)$ . En estos casos se utiliza una variable auxiliar  $y$ , y se agrega la restricción  $x - y = 0$  para dar coherencia al problema. La secuencia de actualización separa el problema de minimización de ambas funciones y la restricción obliga a buscar soluciones dentro del conjunto factible. Este caso es típico de los problemas de regresión lineal con regularización en aplicaciones de aprendizaje automático y procesamiento de señales. Esta variante la vamos a utilizar en el capítulo 5 cuando coordinamos la carga de un conjunto de vehículos eléctricos.

Las redes de distribución son complejas, con muchos nodos y ramificaciones, y suelen tener una cantidad de nodos considerable en comparación con las redes de transmisión. Sin embargo, estas ramificaciones se pueden dividir en zonas, lo que simplifica su análisis. Para resolver problemas de OPF en redes de distribución grandes, se utiliza el método ADMM [84, 85]. El problema se descompone en subproblemas más pequeños, donde cada zona representa una sección de la red. Estos subproblemas se resuelven de forma iterativa utilizando ADMM, intercambiando información entre las zonas para garantizar la coherencia global, como el voltaje de un nodo compartido (en este caso también se utiliza la restricción  $v_{z1}^i = v_{z2}^i$ , siendo  $v^i$  el voltaje en el nodo  $i$  que comparten las zonas 1 y 2). Durante el proceso iterativo, se utilizan multiplicadores de Lagrange y una adecuada coordinación de las variables compartidas. El proceso continúa hasta que se alcanza la convergencia, obteniendo así una solución global aproximada. Este enfoque aborda los desafíos computacionales y de escalabilidad de las redes de distribución grandes, permitiendo una coordinación eficiente y una resolución efectiva de los problemas de OPF en estas redes.

#### PCPM

En ocasiones, el cálculo de la actualización de las variables no se puede hacer en forma secuencial y esto limita el método ADMM debido al término  $\|Ax + By - c\|_2^2$ .

### 3.3. Formulación del Problema

El método PCPM aborda este problema agregando un término predictor que les permite actualizar las variables primales por separado, luego corrige la variable dual. El algoritmo se divide en dos fases: la fase de predicción y la fase de corrección. En la fase de predicción, se calcula una estimación inicial de la solución utilizando un paso de predicción basado en una aproximación lineal del problema. Luego, en la fase de corrección, se utiliza el operador proximal para actualizar la estimación inicial y acercarse a la solución óptima. Este operador proximal se aplica a una función de penalización que incorpora las restricciones del problema.

1. Inicializar  $x^0, y^0, \lambda^0$
2. Fase de predicción  $\mu^k = \lambda^k + \rho(Ax^k + By^k - c)$
3. Calcular  $x^{k+1}, y^{k+1}$

$$x^{k+1} := \arg \min_x f(x) + (\mu^k)^T Ax + \frac{1}{2\rho} \|x - x^k\|^2 \quad (3.17)$$

$$y^{k+1} := \arg \min_y g(y) + (\mu^k)^T By + \frac{1}{2\rho} \|y - y^k\|^2 \quad (3.18)$$

4. Fase de corrección  $\lambda^{k+1} := \lambda^k + \rho(Ax^{k+1} + By^{k+1} - c)$
5.  $k \leftarrow k + 1$ , volver al paso (2) hasta converger.

La diferencia entre ADMM y PCPM está en la actualización de las variables primales. En ADMM se actualizan de manera jerárquica o secuencial y necesitan intercambiar las actualizaciones de las variables primales, mientras que en PCPM las variables primales se actualizan de manera paralela con un término predictor de la variable dual.

### 3.3. Formulación del Problema

En esta sección se describe el problema y se modela como un problema de optimización matemática. El objetivo es modelar un conjunto de agregadores que acoplan los mercados mayoristas (mercado *day-ahead* o DAM) y minoristas en un programa de gestión de la demanda (DSM). Se consideran usuarios residenciales y comerciales, y el efecto de la red de distribución. Los agregadores deben proponer una señal de precios dinámicos para el día siguiente en función del estado del sistema de transmisión y la red de distribución. Los usuarios planifican de forma automática la operación de sus dispositivos eléctricos mediante un EMS, el cual debe considerar: la señal de precios del agregador, la dinámica de las aplicaciones eléctricas y los parámetros de confort del usuario. Los agregadores y los usuarios intercambian información de carácter público para fijar una tarifa de precios óptima para el día siguiente, en un formato transaccional de planificación. El día siguiente (día de operación) está dividido en  $T$  periodos de igual duración, indexados por  $t \in \mathcal{T} = \{1, \dots, T\}$ . Este modelo no considera a los agregadores participando en otros mercados, como el mercado de servicios auxiliares o de tiempo real, con lo cual su función objetivo consiste en optimizar su oferta en el DAM.

### 3.3.1. Descripción del Sistema

Asumimos un conjunto de  $H$  usuarios participando en el sistema, indexados como el conjunto  $\mathcal{H} := \{h_1, h_2, \dots, h_H\}$ . Para simplificar la notación, asumimos que cada usuario contrata su servicio eléctrico con un único proveedor. Sin embargo, un usuario podría contratar servicios personalizados con distintos proveedores, por ejemplo, carga de su vehículo, proveedor de almacenamiento distribuido (si cuento con una batería), consumo eléctrico, entre otras opciones, sin perder generalidad en nuestro modelo. Asumimos que a nivel de distribución existe un sistema e infraestructura de medición digital o *smart meter*<sup>12</sup>, y un sistema bidireccional de comunicación que permite el intercambio de información entre usuarios y agregadores.

Los agregadores funcionan como intermediarios entre el mercado mayorista y minorista. Además interactúan con el DSO y los usuarios para mejorar la eficiencia de uso de las instalaciones físicas del sistema. A continuación modelamos a los participantes del sistema de gestión de demanda.

### 3.3.2. Modelo del Usuario

Un EMS recibe datos de entrada, tiene modelos de comportamiento del usuario y de los dispositivos eléctricos, y cuenta con reglas de confort establecidas por el usuario. Con esta información como entrada y los precios enviados por el agregador, puede planificar en forma óptima el consumo de sus dispositivos, como se resume en la figura (3.3) [100, 101]. El EMS recibe la denominación *Home Energy Management System* (HEMS) o *Building EMS* (BEMS) cuando las funcionalidades del sistema se aplica en el caso específico de un hogar familiar o un edificio con características de control centralizado, respectivamente. No obstante, las aplicaciones y funcionalidades buscan los mismos objetivos utilizando técnicas diferentes, y nos referiremos en forma indistinta como EMS en todos los casos.

El EMS de cada usuario  $h \in \mathcal{H}$  debe planificar la operación de un conjunto de dispositivos eléctricos inteligentes y cuánta energía espera consumir desde el sistema. La variable de decisión del usuario es  $\mathbf{p}_h := (p_h(t), t \in \mathcal{T})$ , y su objetivo es maximizar una función que describe la satisfacción del usuario al utilizar sus dispositivos menos el costo de la energía consumida desde la red.

Sin perder generalidad, asumimos que la relación entre potencia activa y reactiva en el usuario final está dado por el factor de potencia  $PF_h(t)$ :

$$PF_h(t) = \cos(\phi) = \frac{p_h(t)}{|s_h(t)|}$$

---

<sup>1</sup>En EEUU, aproximadamente el 70% de los clientes cuenta con medidores digitales según EIA, <https://www.eia.gov/tools/faqs/faq.php?id=108&t=3>, accedido diciembre 2022

<sup>2</sup>En Uruguay se cuentan con 1 millón de equipos instalados al mes de marzo 2023 (dos tercios aprox.) y se espera alcanzar la totalidad de equipos instalados para el año 2024 [99], fuente [www.gub.uy](http://www.gub.uy), accedido marzo 2023



### 3.3. Formulación del Problema

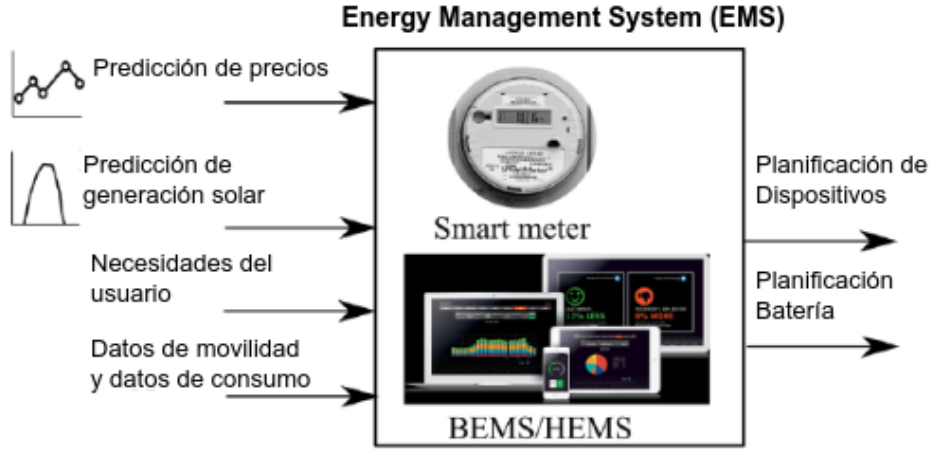


Figura 3.3: *Energy Management System* (EMS) es un software de gestión que tiene la capacidad de acceder a información personal o predecir el comportamiento del usuario. Además, tiene acceso información pública (Internet) como pronósticos climáticos, previsiones de auto generación e información de los mercados. Con esta información planifica el consumo y operación de las aplicaciones inteligentes del usuario, e interactúa con otros agentes como proveedores de servicios o agregadores.

Este valor es sorteado con una distribución uniforme entre los valores  $[0,88, 0,92]$  para cada usuario, y se considera constante. En general, este rango de valores es considerado un estándar para el factor de potencia en la red de distribución.

#### Aplicaciones inteligentes de Usuario

Para modelar los dispositivos eléctricos nos basamos en el trabajo [55, 90] y las referencia que se incluyen en ellos. Consideramos que cada dispositivo del usuario  $h$ , denotado como  $a$ , está equipado con un software de gestión o un actuador que puede ser controlado por el EMS. Aquí,  $a$  pertenece al conjunto  $\mathcal{A}_h$ , el cual representa los dispositivos controlables por el usuario. En este sentido, el vector  $y_{h,a}(t)$  describe la energía consumida por la aplicación  $a$  del usuario  $h$  en el periodo de tiempo  $t \in \mathcal{T}$ . El vector  $\mathbf{y}_{h,a} \in \mathbb{R}^T$  describe el perfil de consumo de la aplicación  $a$  a lo largo del día de operación, y ésta se puede caracterizar de la siguiente manera:

1. Las preferencias del usuario se modelan utilizando el concepto de función de utilidad de microeconomía. La función de utilidad  $U_{h,a}(\mathbf{y}_{h,a})$  cuantifica el beneficio que recibe el usuario  $h$  por usar el dispositivo  $a$  con el perfil de consumo  $\mathbf{y}_{h,a}$ . Como requisitos, la función de utilidad debe ser una función convexa con respecto al vector  $\mathbf{y}_{h,a}$ .
2. La matriz  $A_{h,a} \in K_{h,a} \times T$  y el vector  $\epsilon_{h,a}$  de tamaño  $K_{h,a}$  describen las restricciones de confort de la aplicación  $a$  del usuario  $h$ . Donde,  $K_{h,a}$  representa el conjunto de restricciones de la aplicación  $a$  del usuario. El vector de consumo de energía ( $\mathbf{y}_{h,a}$ ) debe satisfacer las desigualdades lineales

$$A_{h,a}\mathbf{y}_{h,a} \leq \epsilon_{h,a}$$

### Capítulo 3. Agregadores en la Red de Distribución

Estas inecuaciones lineales resumen la capacidad de potencia y el confort del usuario  $h$ , y describen una clase muy amplia de cargas controlables y diferibles [90].

La funcionalidad de los electrodomésticos o su flexibilidad característica se puede clasificar en: cargas on/off como el termo-tanque o motores; cargas diferibles en el tiempo (*deferrable*), ej. carga de un vehículo eléctrico, lavadoras; y cargas flexibles, como los equipos térmicos; por último se encuentran las cargas no controlables, como las luces, TV, entre otros ejemplos [28, 90, 102]. Además, algunos usuarios cuentan con un sistema de almacenamiento de energía mediante baterías, lo cual posibilita mayor flexibilidad para optimizar la fuente de la cual se consume energía a lo largo del día. No se consideran en esta tesis sistemas de auto-generación (paneles solares) por simplicidad, aunque no es una limitante del modelo.

#### Modelo del Sistema de Almacenamiento de Energía

Utilizamos un modelo lineal de un sistema de baterías que ignora algunas ineficiencias pero no cambian los resultados cuantitativos del sistema. Por ejemplo, consideramos únicamente la zona de carga lineal de la batería. La siguiente dinámica describe el estado de carga de la batería [90]:

$$b_h(t) = \sum_{\tau=0}^t r_h(\tau) + b_h(0)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{r}_h \in R_h$$

en donde  $R_h$  es el conjunto factible  $\mathbf{r}_h \in \mathbb{R}^T$  el cual cumple que  $\forall t$ :

$$0 \leq b_h(t) \leq B_h^{max}$$

$$r_h^{min} \leq r_h(t) \leq r_h^{max}$$

$$b_h(T) \geq \gamma_h B_h^{max}, \gamma_h \in (0, 1]$$

siendo  $B_h^{max}$  la capacidad de la batería y  $r_h^{max}$  and  $r_h^{min}$  la tasa de carga/descarga máxima/mínima de la batería. Finalmente, la última restricción impone un mínimo en la energía final al final del horizonte de control. Esto se debe a que utilizamos un modelo de mercado con horizonte finito. El costo de operar la batería se modela con la función  $D_h(\mathbf{r}_h)$ . Esta función intenta capturar el costo de mantenimiento de la batería y el desgaste o pérdida de eficiencia de la misma por el hecho de los reiterados ciclos de carga y descarga, el cual depende que su tasa de carga, frecuencia y profundidad de los ciclos carga/descarga. Asumimos que  $D_h(\mathbf{r}_h)$  es una función convexa sobre el vector  $\mathbf{r}_h$ .

Cada usuario  $h$  recibe una señal de precio de su proveedor  $\mathbf{w}_{i,z} := (w_{i,z}(t), t \in \mathcal{T} = \{1, \dots, T\})$ , donde  $i$  indica el nodo al cual está conectado el usuarios  $h$  y  $z$  es el agregador que le brinda servicios eléctricos al usuario. En respuesta, el EMS del usuario define una planificación del consumo  $\mathbf{y}_{h,a}$  para cada dispositivo gestionable y la dinámica de la batería  $\mathbf{r}_h$  (carga/descarga). El vector de consumo de cada aplicación y el vector de carga y descarga de la batería definen la estrategia de consumo de la red del usuario. El vector de consumo desde la red queda definido

### 3.3. Formulación del Problema

como  $\mathbf{p}_h = \mathbf{r}_h + \sum_{a \in \mathcal{A}_h} \mathbf{y}_{h,a} + \widehat{\mathbf{x}}_h$ , donde el vector  $\widehat{\mathbf{x}}_h \in \mathbb{R}^T$  corresponde a las cargas no controlables del usuario, que son estimadas por el EMS del usuario [101]. El vector  $\mathbf{p}_h$  es el resultado o la estrategia de consumo del EMS del usuario  $h$  en respuesta a los precios  $\mathbf{w}_{i,z}$  anunciados por el agregador  $z$ .

El EMS puede elegir distintas formas o combinaciones de planificar el consumo de las aplicaciones del usuario. Su objetivo es encontrar una estrategia de consumo desde la red, vector  $\mathbf{p}_h$ , de que minimice el costo de la energía y maximice el beneficio que percibe el usuario al consumir determinado volumen de energía (uso de las aplicaciones). Esto puede modelarse de la siguiente manera:

#### Problema de Optimización del EMS

$$\max_{\mathbf{p}_h, \mathbf{r}_h, \mathbf{y}_{h,a}} \sum_{a \in \mathcal{A}_h} U_{ha}(\mathbf{y}_{ha}) - D_h(\mathbf{r}_h) - \mathbf{w}_{iz}^t \cdot \mathbf{p}_h \quad (3.19)$$

$$\text{s.t. } A_{ha} \mathbf{y}_{ha} \leq \epsilon_{ha}; \quad \forall a \in \mathcal{A}_h \quad (3.20)$$

$$\mathbf{p}_h = \sum_{a \in \mathcal{A}_h} \mathbf{y}_{ha} + \mathbf{r}_h + \widehat{\mathbf{x}}_h \quad (3.21)$$

$$\mathbf{r}_h \in R_h \quad (3.22)$$

$$0 \leq \mathbf{p}_h \leq P_h^{max} \quad (3.23)$$

La restricción (3.21) hace referencia al balance de energía en el usuario. Para esto se pueden utilizar modelos predictivos del consumo en base a modelos de datos u otras técnicas [103, 104]. La restricción (3.23) considera la potencia máxima que puede proveer el servicio eléctrico al usuario.

#### 3.3.3. Modelo del Agregador

Cada proveedor o agregador debe tomar la decisión de cuánta energía debe reservar en el mercado mayorista para cada periodo de tiempo  $t$  del día de operación. El agregador  $z$  debe estimar cuánta energía necesitan sus clientes, tomar una decisión en el mercado mayorista, y decidir el precio en el mercado minorista para cubrir sus costos operativos.

Reservar un volumen de energía  $\mathbf{P}_z \in \mathbb{R}^T$  en el mercado mayorista significa un costo  $C_z(\mathbf{P}_z)$  al agregador  $z$ , siendo  $\mathbf{P}_z := \{P_z(t) | t \in \mathcal{T}\}$ . El diseño de los precios minoristas generados por el agregador  $z$  es una consecuencia directa de la función  $C_z(\cdot)$ . Esta función resume el costo de al menos recuperar los costos corrientes de abastecer su demanda agregada y el pago del mercado mayorista [29, 89]. El modelado de esta función de costos queda fuera del alcance de esta tesis. Asumimos que todos los agregadores conocen su función de costos  $C_z(\cdot)$ , que podría corresponder con un conjunto de contratos bilaterales entre el proveedor de energía y varios generadores u otras iniciativas entre el operador y los agregadores. Consideramos que esta función de costos es convexa y creciente en el vector  $\mathbf{P}_z$ . Cada proveedor de energía debe tomar una decisión en el DAM y fijar los precios minoristas para cada cliente que participa en el programa DSM. Este problema puede modelarse

### Capítulo 3. Agregadores en la Red de Distribución

en forma matemática de la siguiente manera.

#### Problema de Optimización del Agregador

$$\max_{\mathbf{P}_z, \mathbf{w}_{iz}} \sum_{h \in \mathcal{H}_z} [\mathbf{w}_{iz} \cdot \mathbf{p}_h] - C_z(\mathbf{P}_z; t) \quad (3.24)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{P}_z \geq \sum_{h \in \mathcal{H}_z} \mathbf{p}_h \quad (3.25)$$

$$\mathbf{P}_z \geq 0,$$

La restricción (3.25) asegura que el agregador reserva la energía suficiente para abastecer a la demanda. Además  $\mathcal{H}_{z_i} \cap \mathcal{H}_{z_j} = \emptyset$  donde  $\mathcal{H}_{z_i}$  y  $\mathcal{H}_{z_j}$  son los clientes del agregador  $z_i$  y  $z_j$  respectivamente.

#### 3.3.4. Modelo de la Red de Distribución y OPF

La red de distribución se puede modelar con un grafo orientado  $\mathcal{G} = (\mathcal{N}, \mathcal{E})$ , en donde cada nodo  $i \in \{0, \dots, N\} = \mathcal{N}$  representa un *bus* o nodo de la red, y cada *link* o línea  $(i, j) \in \mathcal{E}$  indica una línea dirigida de  $i \rightarrow j$  [78]. Se asume que el grafo  $\mathcal{G}$  es un árbol para una red de distribución. El bus 0 o nodo raíz marca el *feeder* de la red de distribución. El nodo raíz fija el voltaje y permite una inyección flexible de potencia, y es el punto de interconexión con la red de transmisión. En el grafo orientado, adoptamos que la dirección del flujo de potencia es en el sentido en el cual todos los *links* apuntan alejándose del nodo raíz.

Para cada nodo  $i \in \mathcal{N}$ , definimos  $V_i(t)$  como el voltaje complejo, y  $s_i(t) = p_i(t) + \mathbf{i}q_i(t)$  la potencia aparente inyectada en el nodo. En particular,  $V_0$  es la referencia de voltaje fija en el nodo raíz y  $s_0(t)$  es la potencia inyectada desde la red de transmisión a la red de distribución. Consideramos también que cada bus  $i \in \mathcal{N} \setminus \{0\}$  abastece un conjunto de usuarios finales  $\mathcal{H}_i \in \mathcal{H}$ . La carga agregada en cada bus del sistema satisface:

$$s_i(t) = - \sum_{h \in \mathcal{H}_i} s_h(t); \quad \forall i \in \mathcal{N} \setminus \{0\}$$

#### Ecuaciones DistFlow

El sistema de distribución queda definido con la topología del grafo  $\mathcal{G}$ , y las variables y relaciones que involucran a los flujos de potencia, los voltajes en cada nodo, las corrientes por las líneas y las cargas en cada nodo. Las relaciones de estas variables quedan definidas por el grafo  $\mathcal{G}$ , el voltaje fijo  $V_0$  en el nodo raíz y las impedancias  $\{z_{ij} = r_{ij} + \mathbf{i}x_{ij}\}$  para cada link  $(i, j) \in \mathcal{E}$ . La relación que cumplen estas variables se describen de la siguiente manera:

### 3.3. Formulación del Problema

$$p_j(t) = \sum_{k:j \rightarrow k} P_{jk}(t) - \sum_{i:i \rightarrow j} (P_{ij}(t) - r_{ij}l_{ij}(t)), \quad \forall (i, j) \in \mathcal{E} \quad (3.26)$$

$$q_j(t) = \sum_{k:j \rightarrow k} Q_{jk}(t) - \sum_{i:i \rightarrow j} (Q_{ij}(t) - x_{ij}l_{ij}(t)), \quad \forall (i, j) \in \mathcal{E} \quad (3.27)$$

$$v_j(t) = v_i(t) - 2(r_{ij}P_{ij}(t) + x_{ij}Q_{ij}(t)) + (r_{ij}^2 + x_{ij}^2)l_{ij}(t), \quad \forall (i, j) \in \mathcal{E} \quad (3.28)$$

$$l_{ij}(t) = \frac{P_{ij}(t)^2 + Q_{ij}(t)^2}{v_i(t)}, \quad \forall (i, j) \in \mathcal{E} \quad (3.29)$$

donde  $l_{ij}(t) = |I_{ij}(t)|^2$  y  $v_i(t) = |V_i(t)|^2$ . Esta formulación asume que no existe admitancia mutua entre las líneas, las fases están balanceadas y se relajan las fases de los voltajes y las corrientes. Sin embargo, las fases se pueden determinar en forma unívoca para redes de distribución con topología radial, característica de este tipo de redes [78, 79].

El objetivo principal del operador o DSO es maximizar los recursos del sistema, asegurando la entrega de electricidad con niveles de calidad apropiados y evitando cortes en el servicio. Existen varios parámetros que se pueden utilizar para optimizar la eficiencia de la red de distribución, como minimizar las pérdidas en los conductores, inyectar la mayor cantidad de energía proveniente de las DERs (paneles solares), minimizar el desvío de voltaje en cada nodo, cambios en los *taps* de los transformadores, y otras [82]. En nuestro modelo utilizamos una función convexa que minimiza las pérdidas en el sistema y la desviación de los voltajes en cada nodo con respecto a un voltaje de referencia fijado por el marco regulatorio [81]. Esta función la definimos como:

$$C_{DSO}(\mathbf{x}(t)) := \kappa_1 \sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} r_{ij}l_{ij}(t) + \kappa_2 \sum_{i \in \mathcal{N}} |v_i^p(t) - v_{ref}| \quad (3.30)$$

siendo  $\mathbf{x}(t) := (\mathbf{v}(t), \mathbf{I}(t), \mathbf{P}(t), \mathbf{Q}(t), s_0(t))$  las variables que definen el estado de la red de distribución  $\forall t \in \mathcal{T}$ , donde  $\mathbf{v}(t) := \{v_i(t) | \forall i \in \mathcal{N}\}$  es el conjunto de voltaje de cada nodo de la red.  $\mathbf{I}(t) := \{l_{ij}(t) | \forall ij \in \mathcal{E}\}$  es el módulo cuadrado de la corriente por cada línea de la red. Sean los vectores  $\mathbf{P}(t), \mathbf{Q}(t) := \{P_{ij}(t), Q_{ij}(t) | \forall ij \in \mathcal{E}\}$  los flujos de potencia activa y reactiva por cada línea de la red para el instante de tiempo  $t \in \mathcal{T}$ .

Durante las horas de mayor consumo, la demanda esperada puede exceder la capacidad de los generadores de base y ser necesario despachar generadores costosos, o puede haber congestión en algún punto del sistema que afecta a la red de distribución. A nivel local, los voltajes en los nodos pueden sufrir grandes desvíos de su valor nominal, reduciendo la calidad del servicio y generando inconvenientes del lado del usuario. Para contemplar estos problemas, se puede introducir alertas en la programación del sistema que contrarresten estos efectos generando un evento de respuesta de la demanda que se extiende por determinado tiempo.

El agregador  $z$  puede definir un límite máximo de potencia durante un tiempo específico  $(\mathcal{T}_{DR_z}, P_{DR_z}^{max})$ , donde  $\mathcal{T}_{DR_z} \in \mathcal{T}$  especifica el conjunto de instantes de tiempo del evento y  $P_{DR_z}^{max}$  es el límite impuesto a la demanda agregada por el

### Capítulo 3. Agregadores en la Red de Distribución

agregador  $z$  en acuerdo con la disponibilidad de generación. Este evento se puede incluir circunstancialmente en el problema de optimización del agregador como un componente extra en la función de costos,

$$C_{DR_z}(\mathbf{P}_z) := C_z(\mathbf{P}_z) + \alpha_z \sum_{t \in \mathcal{T}_{DR_z}} [P_z(t) - P_{DR_z}^{max}]^+$$

siendo  $[a]^+ := \{0 \text{ si } a < 0; \text{ ó } a \text{ si } a \geq 0\}$ . También se puede agregar esta condición como una restricción dura o en las restricciones del problema de optimización.

$$P_z(t) \leq P_{DR_z}^{max}, \quad \forall t \in \mathcal{T}_{DR_z}$$

Desde el punto de vista del DSO, el evento de DR se puede asociar a las limitantes de la red para abastecer la demanda o los desvíos pronunciados en los voltajes de los distintos nodos. El límite de la capacidad durante el evento DR ( $\mathcal{T}_{DR}, s_0^{max}$ ) es:

$$|s_0(t)| = \left| \sum_{i \in \mathcal{N} \setminus \{0\}} s_i(t) + \sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} z_{ij} I_{ij}(t) \right| \leq s_0^{max} \quad (3.31)$$

El rango de voltajes permitidos para un sistema de distribución debería mantenerse dentro de ciertos rangos durante el evento DR ( $\forall t \in \mathcal{T}_{DR}$ )

$$V^{min} \leq v_i(t) \leq V^{max}, \quad (3.32)$$

donde  $V^{min}$  y  $V^{max}$  son límites máximo y mínimo que puede alcanzar el módulo al cuadrado del voltaje en cada nodo de la red de distribución.

#### 3.3.5. Optimización del *Social Welfare* del Sistema

El problema del *social welfare* en el ámbito de la teoría de mercados se enfoca en determinar la asignación óptima de recursos y precios del mercado que maximizan las preferencias individuales de los participantes, teniendo en cuenta sus restricciones individuales. Este problema se aborda a través de la formulación de un modelo matemático que describe la interacción entre los consumidores (usuarios) y los productores (agregadores y el DSO) en el mercado y la optimización del beneficio social, que en este caso es la suma de los beneficios percibidos por los usuarios, los agregadores y el DSO.

Consideramos que el DSO es un agente regulado que no percibe ingresos o utilidad al brindar el servicio eléctrico y su objetivo es mejorar la eficiencia en el uso de los recursos y minimizar las penalidades por trabajar fuera de los parámetros regulatorios (como consideramos horizontes de planificación sólo consideramos penalidades por desvíos de voltaje, no se considera desbalances de frecuencia). El beneficio de los usuarios se define como la utilidad que perciben al utilizar cada una de sus aplicaciones menos el costo que pagan por la energía, y modelamos el desgaste de la batería también como un costo adicional. Para los agregadores consideramos que su beneficio se calcula como la recaudación en el mercado minorista dada la energía que consumen sus clientes en función del precio que propone y el costo de operar en el DAM reservando un perfil de potencia  $\mathbf{P}_z$ .

### 3.3. Formulación del Problema

La teoría microeconómica establece que en una economía de mercado competitiva, la maximización del bienestar social se alcanza cuando los precios y las cantidades producidas son iguales a los que resultan del equilibrio de mercado. Además, este equilibrio coincide con las soluciones de un problema de optimización que acopla los intereses de los participantes [61]. Al plantear el problema de *social welfare*, el costo de la energía que pagan los usuarios se cancela con el ingreso que perciben los agregadores. De esta manera, el problema de gestión de la demanda planteado como un problema *social welfare* queda expresado de la siguiente manera:

#### **Social Welfare**

$$\begin{aligned} \max_{(\mathbf{P}_z, \mathbf{p}, \mathbf{y}, \mathbf{r}, \mathbf{q}, \mathbf{x})} \quad & \sum_{h \in \mathcal{H}} \left[ \sum_{a \in \mathcal{A}_h} U_{ha}(\mathbf{y}_{ha}) - D_h(\mathbf{r}_h) \right] - \sum_{t=1}^T C_{DSO}(\mathbf{x}(t)) \\ & - \sum_{z \in \mathcal{Z}} C_{DRz}(\mathbf{P}_z) \end{aligned} \quad (3.33)$$

s.t

#### **Restricciones del usuario final**

$$(3,20) - (3,23);$$

#### **Ecuaciones DistFlow del OPF**

$$p_j(t) = \sum_{k:j \rightarrow k} P_{jk}(t) - \sum_{i:i \rightarrow j} (P_{ij}(t) - r_{ij}l_{ij}(t)), \forall (i, j) \in \mathcal{E} \quad (3.34)$$

$$q_j(t) = \sum_{k:j \rightarrow k} Q_{jk}(t) - \sum_{i:i \rightarrow j} (Q_{ij}(t) - x_{ij}l_{ij}(t)), \forall (i, j) \in \mathcal{E} \quad (3.35)$$

$$v_j(t) = v_i(t) - 2(r_{ij}P_{ij}(t) + x_{ij}Q_{ij}(t)) + (r_{ij}^2 + x_{ij}^2)l_{ij}(t), \quad \forall (i, j) \in \mathcal{E} \quad (3.36)$$

$$l_{ij}(t) = \frac{P_{ij}(t)^2 + Q_{ij}(t)^2}{v_i(t)}, \quad \forall (i, j) \in \mathcal{E} \quad (3.37)$$

$$(3,31) - (3,32); \text{ DR-call event}$$

$$\sum_{h \in \mathcal{H}_z} \mathbf{p}_h \leq \mathbf{P}_z, \forall z \in \mathcal{Z} \quad (3.38)$$

$$\mathbf{p}_i = \mathbf{p}_i^g - \sum_{h \in \mathcal{H}_z} \mathbf{p}_h, \forall i \in \mathcal{N} \setminus \{0\} \quad (3.39)$$

$$\mathbf{q}_i = \mathbf{q}_i^g - \sum_{h \in \mathcal{H}_z} \mathbf{q}_h, \forall i \in \mathcal{N} \setminus \{0\} \quad (3.40)$$

$$\sum_{h \in \mathcal{H}} \mathbf{p}_h - \sum_{i \in \mathcal{N} \setminus \{0\}} \mathbf{p}_i^g = \sum_{z \in \mathcal{Z}} \mathbf{P}_z - \sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} r_{ij}l_{ij} \quad (3.41)$$

donde  $\mathbf{y}, \mathbf{r}, \mathbf{p}, \mathbf{q} := (\mathbf{y}(h) = \mathbf{y}_h, \mathbf{r}(h) = \mathbf{r}_h, \mathbf{p}(h) = \mathbf{p}_h, \mathbf{q}(h) = \mathbf{q}_h, h \in H = \{1, \dots, H\})$  representan las variables de control de cada participante en el programa DSM.

## Capítulo 3. Agregadores en la Red de Distribución

En la función de costos (3.33), el primer término representa la utilidad agregada de los clientes. El segundo término representa las penalidades económicas del DSO, y el último término describe los costos de los agregadores al participar en el DAM. Las restricciones (3.38) aseguran que los agregadores reserven la energía suficiente en el mercado mayorista para abastecer a sus clientes. Esta restricción cancela los términos del costo de la energía que deben pagar los usuarios a su agregador y el ingreso económico que reciben los agregadores (lo que pagan los clientes es igual al ingreso del agregador). Las restricciones de igualdad (3.39)-(3.41) acoplan las variables de los participantes y modelan el balance en el sistema. En particular, las restricciones (3.39) y (3.40) representan el balance de la energía activa y reactiva en cada nodo  $i$  de la red. La restricción (3.41) representa el balance de energía en el sistema, es decir, la energía inyectada en la red de distribución es igual a la demanda neta en cada nodo más las pérdidas físicas en las líneas.

### 3.4. Problema Descentralizado

La solución del problema del *social welfare* devuelve la asignación de recursos óptima en el sistema. Esto es: el perfil de consumo óptimo de cada usuarios, la estrategia de los agregadores en el DAM, y el correcto funcionamiento de la red de distribución. Además, estas soluciones nos asegura un equilibrio de Nash en el mercado [61], es decir, nadie obtiene un beneficio extra por cambiar su estrategia en forma unilateral. Resolver este problema en forma centralizada no es viable en la práctica y no escala con la cantidad de usuarios y sus dispositivos eléctricos. Además, alguno de los agentes, o un tercero, debería conocer y disponer de los parámetros de confort de cada uno de los usuarios, los costos e información estratégica de los agregadores, y además, conocer la topología de la red física. Esta información es privada, y en general ninguno de los participantes estaría dispuesto a delegarla.

Por otro lado, en la estructura del problema las variables de los participantes están acopladas por las restricciones de igualdad que modelan el balance de energía en el sistema. Si estas variables no estuvieran, el problema sería separable en subproblemas que pueden ser abordados en forma unilateral por cada participante. En este caso, una descomposición dual parece apropiada para descentralizar el problema en subproblemas que son resueltos en forma local por cada agente. Este método nos permite coordinar a los participantes introduciendo la noción de valor a los recursos (precio de la energía y de congestión), generando la noción de mercado en el sistema.

#### 3.4.1. Relajación convexa del OPF

En general, para asegurar la convergencia del problema descentralizado es necesario asegurar que el problema es convexo [94, 98]. Por construcción, los problemas de los usuarios se asumen convexos al igual que la función de costos de los agregadores. Las ecuaciones de *distflow* del OPF son lineales excepto por la restricción (3.37).



### 3.4. Problema Descentralizado

Si siguiendo el trabajo [78], se relaja la restricción de igualdad (3.37) con una desigualdad resultando en una restricción convexa. La convexidad del problema nos asegura la convergencia del modelo distribuido.

$$l_{ij}(t) \geq \frac{P_{ij}(t)^2 + Q_{ij}(t)^2}{v_i(t)} \quad \forall (i, j) \in \mathcal{E} \quad (3.42)$$

Si bien esta relajación no es lineal, se puede tratar como una relajación cónica de segundo orden para la cual existen métodos eficientes para su tratamiento [105].

Además, solo por prolijidad en la notación, y para llevar el problema a la formulación estándar de la descomposición dual, vamos a cambiar el problema de maximización por un problema de minimización el opuesto al *social welfare*. El problema de optimización (relajado) que buscamos resolver para encontrar el equilibrio en el sistema queda definido de la siguiente manera:

#### OPF-r

$$\min_{(\mathbf{P}_z, \mathbf{p}, \mathbf{y}, \mathbf{r}, \mathbf{q}, \mathbf{x})} \sum_{t=1}^T C_{DSO}(\mathbf{x}(t)) + \sum_{z \in \mathcal{Z}} C_{DR_z}(\mathbf{P}_z) - \sum_{h \in \mathcal{H}} \left[ \sum_{a \in \mathcal{A}_h} U_{ha}(\mathbf{y}_{ha}) - D_h(\mathbf{r}_h) \right]$$

$$\text{s.t.} \quad (3.20) - (3.23), (3.26) - (3.36), (3.31), (3.32), (3.38) - (3.41), (3.42)$$

#### 3.4.2. Descentralización del *Social Welfare*

Las variables de decisión de los participantes  $(\mathbf{P}_z, \mathbf{p}_h, \mathbf{x}_{DSO})$  están acopladas por las restricciones de balance de energía del sistema modeladas por (3.38)-(3.41). Si eliminamos estas restricciones, tendríamos  $H + Z + 1$  problemas de optimización diferentes, uno por cada agente que participa en el programa DSM. Para desacoplar los problemas utilizamos una relajación de Lagrange, y definimos los multiplicadores de Lagrange asociados de la siguiente manera:

1.  $\epsilon_z = (\epsilon_z(t), t \in \mathcal{T} = \{1, \dots, T\})$  es el multiplicador de *Lagrange* asociado al balance de potencia de la restricción (3.38) del agregador  $z$ .
2.  $\mu_i, \lambda_i = (\mu_i(t), \lambda_i(t), t \in \mathcal{T} = \{1, \dots, T\})$  son los multiplicadores de *Lagrange* asociados con las restricciones (3.39) y (3.40) que modelan el balance en cada nodo de la red. Estas señales de control son los precios marginales asociados a la congestión en las líneas, y son actualizados por el DSO a los usuarios conectados al nodo  $i$  de la red  $\mathcal{G}$ .
3.  $\sigma = (\sigma(t), t \in \mathcal{T} = \{1, \dots, T\})$  son los multiplicadores de *Lagrange* asociados con la potencia inyectada en el sistema. La restricción (3.41) mantiene el balance en el sistema (nodo raíz) y se corresponde con el costo marginal de incrementar un  $kW$  adicional en el sistema.

### Capítulo 3. Agregadores en la Red de Distribución

Organizando de forma conveniente los términos del *Lagrangiano* del problema OPF-r obtenemos el siguiente problema.

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{P}_z, \mathbf{p}, \mathbf{y}, \mathbf{r}, \mathbf{q}, \mathbf{x}} \quad & \sum_{z \in \mathcal{Z}} \mathbb{L}_z(\mathbf{P}_z; \sigma, \epsilon_z) + \mathbb{L}_{DSO}(\mathbf{x}; \sigma, \mu, \lambda) + \sum_{h \in \mathcal{H}} \mathbb{L}_h(\mathbf{p}, \mathbf{y}, \mathbf{r}, \mathbf{q}; w_{iz}, \lambda_{iz}) \\ \text{s.t} \quad & (3,20) - (3,23), (3,26) - (3,36), (3,31), (3,32), (3,42) \end{aligned} \quad (3.43)$$

Ahora el problema queda separable en sus variables de decisión al introducir los multiplicadores de Lagrange como parámetros en la función de costos. Las funciones definidas en la función de costos son:

$$\begin{aligned} \mathbb{L}_z(\mathbf{P}_z; \sigma, \epsilon_z) &= C_z(\mathbf{P}_z) - (\epsilon_z + \sigma)^T \cdot \mathbf{P}_z \\ \mathbb{L}_{DSO}(\mathbf{x}; \sigma, \mu, \lambda) &= \sum_{t=1}^T C_{DSO}(\mathbf{x}(t)) + \sum_i \mu_i^T \mathbf{p}_i + \sum_i \lambda_i^T \mathbf{q}_i + \sigma^T \sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} r_{ij} \mathbf{l}_{ij} \\ \mathbb{L}_h(\mathbf{p}_h, \mathbf{y}_h, \mathbf{r}_h, \mathbf{q}_h; w_{iz}, \lambda_i) &= \mathbf{w}_{iz}^T \cdot \mathbf{p}_h + \lambda_i^T \cdot \mathbf{q}_h - \left( \sum_{a \in \mathcal{A}_h} U_{h,a}(\mathbf{y}_{h,a}) - D_h(\mathbf{r}_h) \right) \end{aligned}$$

siendo  $\mathbf{w}_{iz}^T = \sigma + \mu_i + \epsilon_z$  es el precio que el cliente final recibe por parte de su agregador. Este precio se compone de un costo general de energía ( $\sigma$ ), un costo adicional ( $\mu_i$ ) correspondiente congestión en el nodo en el que se encuentra conectado el usuario, y finalmente un cargo extra del agregador en caso de ser necesario para cubrir sus costos operativos. Estos precios son los LMP en la red de distribución, y modelan el costo de inyectar un kW adicional de energía en algún punto de la red. En este caso no tomamos en cuenta el costo de la potencia reactiva, aunque puede servir al DSO como indicador de desbalance y accionar algún mecanismo de ajuste (compensación de reactiva).

A partir de (3.43), el problema es separable en las variables primales, que se corresponden con las variables de decisión de los participantes. Los multiplicadores de Lagrange funcionan como variables de ajustes y se pueden entender como los precios que ajustan las decisiones y balancean los recursos. La figura (3.4) muestra de manera esquemática cómo se descompone el problema centralizado del *social welfare* en un conjunto  $H + Z + 1$  de subproblemas, uno correspondiente a cada participante.

Hallar en forma analítica estos multiplicadores a partir de las condiciones KKT es inviable salvo en problemas muy específicos. No obstante, el problema OPF-r es convexo y su relajación de Lagrange también es convexa. Además, podemos asegurar que existe al menos una solución factible del problema, hipótesis que es bastante racional dado que las redes de distribución funcionan en la realidad. Esto nos permite asumir que se cumplen las condiciones de suficiencia de Slater [97,98], y asegurar que existe dualidad fuerte entre el problema primal y su problema dual asociado.

### 3.4. Problema Descentralizado

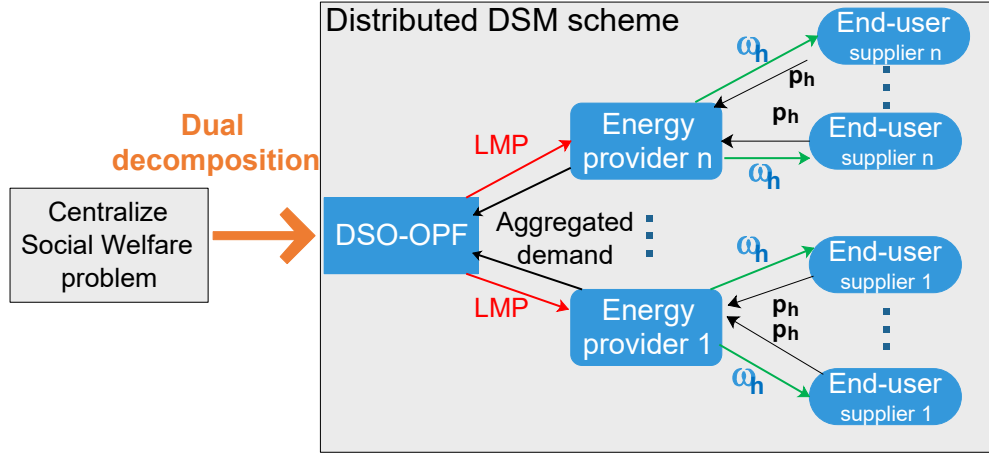


Figura 3.4: Descomposición dual y flujo de información del programa DSM.

La condición de dualidad fuerte o *duality gap* cero, significa que el óptimo de la solución de la función objetivo del primal coincide con el óptimo de la solución objetivo del problema dual. Esto nos permite concentrarnos en resolver el problema dual en lugar de resolver el problema primal. En general, el dual tiene algunas ventajas con respecto al primal. Por ejemplo, el dual es siempre cóncavo, y la dimensión de las variables duales (precios) son, en este caso, sustancialmente menor que la dimensión de las variables del primal. Para encontrar la solución del dual, utilizamos un método iterativo de subgradiente, donde cada participante resuelve su propio subproblema, intercambiando información de carácter pública, y un coordinador puede actualizar el precio con la información que recibe de los usuarios.

Secuencia:

$$\begin{aligned}
 P_z^* &:= \inf \quad \mathbb{L}_{aggz}(\mathbf{P}_z; \sigma^k, \epsilon_z^k) \\
 \mathbf{x}^* &:= \inf \quad \mathbb{L}_{DSO}(\mathbf{x}; \sigma^k, \mu^k, \lambda^k) \\
 \mathbf{p}_h^* &:= \inf \quad \mathbb{L}_h(\mathbf{p}_h, \mathbf{y}_h, \mathbf{r}_h, \mathbf{q}_h; w_{iz}^k, \lambda_i) \\
 \sigma^{k+1} &= \sigma - \alpha^T \left( \sum_{h \in \mathcal{H}} p_h^* + \sum_i r_{ij} l_{ij}^* - \sum_z P_z^* \right) \\
 \mu_i^{k+1} &= \mu_i^k - \alpha_{\mu_i}^T \left( \sum_{h \in \mathcal{H}_i} p_h^* - p_i^* \right) \\
 \epsilon_z^{k+1} &= \epsilon_z^k + \beta \left( \sum_{h \in \mathcal{H}_i} p_h^* - P_z^* \right)
 \end{aligned}$$

Siguiendo el procedimiento de la sección (3.2.2), cada participante actualiza en paralelo las variables primales, y las variables duales las actualiza el DSO con

## Capítulo 3. Agregadores en la Red de Distribución

la información que recibe de los agregadores. Esta secuencia de actualizaciones converge a los precios óptimos que equilibran el mercado.

### 3.4.3. Algoritmo Distribuido

La dinámica del problema y la interacción entre los usuarios está dada por la siguiente secuencia: el EMS de los usuarios mantiene un canal de comunicación bidireccional con su proveedor eléctrico (agregador). El agregador formula una señal de precios para el día siguiente y lo publica con sus clientes. EL EMS utiliza esta información para planificar un perfil de consumo diario que contempla sus necesidades al menor costo, y lo envía el plan de consumo al agregador. Cada agregador recopila y agrega la información que recibe de sus clientes e informa al operador del sistema la demanda agregada de sus clientes en cada nodo de la red. El Operador, procesa la información de los agregadores y ejecuta un OPF que genera los LMP del sistema, ajusta los precios y envía la información a los agregadores. Cuando se alcanza el equilibrio en el sistema, ninguno de los participantes se siente motivado a cambiar su estrategia si no cambian las condiciones en el problema.

El algoritmo (1) y la Figura (3.5) resumen el intercambio de información propuesto en el programa DSM trabajando en un modelo distribuido. Luego de varias iteraciones, el algoritmo converge a la solución óptima del problema dual y el OPF-r, logrando un equilibrio en el sistema. Esta solución es también una solución óptima del problema OPF, problema original no convexo, si se cumple que las relajaciones en cada bus (3.42) son exactas, es decir, se da la condición de igualdad. Además, se puede verificar que:  $(\sum_{h \in \mathcal{H}_i} p_h^k - p_i^k)$ ,  $(\sum_{h \in \mathcal{H}_i} q_h^k - q_i^k)$  y  $(\sum_{h \in \mathcal{H}} p_h^k + \sum_i r_{ij} l_{ij}^k - \sum_z P_z^k)$  también convergen a cero.

En el proceso iterativo, se intercambia únicamente información de carácter público. Los precios de energía y tarifas en general son públicas, sobretodo en el sector residencial y comercial. Además, los precios marginales sobre la red también son públicos en los mercados actuales. A nivel comercial, las intenciones de consumo de cada usuario las conoce solo el agregador, y estos notifican al DSO la demanda agregada en cada nodo, con lo cual la información de sus clientes también se mantiene bajo reserva de los demás agregadores. La participación o función de costos de los agregadores en los mercados se mantiene bajo reserva al igual que la información privada de los usuarios, lo cual cumple con las restricciones originales que se habían impuesto en el problema.

De esta manera, los agregadores funcionan de intermediarios en el sistema, reflejando el estado de la red de distribución y acoplando los mercados mayorista y minorista. Los usuarios reciben una señal de precios en forma dinámica e interactúan con el agregador para formular una tarifa que contemple sus requerimientos, acople el estado del mercado mayorista y además refleje el uso de la infraestructura de red.

---

**Algorithm 1** Algoritmo de DSM Distribuido

---

**Inicialización:**  $k \leftarrow 0$ . El DSO establece los precios dinámicos en la red de distribución y los envía a cada agregador. Cada agregador establece el precio minorista dinámico  $w_{iz}$  para cada bus en  $\mathcal{G}$  y lo envía a sus clientes  $h \in \mathcal{H}_z$ .

**Repetir**

1. El EMS del usuario recibe  $w_{iz}^k$  y planifica el consumo  $y_{ha}^{k+1}$  de sus electrodomésticos  $a \in \mathcal{A}_h$ , y el funcionamiento de su batería  $r_h^{k+1}$ . Para esto resuelve el problema **EU-DSM** (3.19-3.23). Luego comunica a su agregador el perfil de potencia  $p_h^{k+1}$  que espera consumir de la red.
2. Cada agregador recibe de sus clientes el perfil de potencia que piensan consumir de la red. EL agregador agrega esta información de potencia  $p_i$  en cada nodo que  $i$  y se la comunica al DSO.
3. El DSO recibe la demanda agregada en cada bus y ejecuta **OPF-DSM**.
4. El DSO actúa de coordinador en el sistema (master problem), y es el encargado de actualizar los precios LMP  $\sigma^{k+1}, \mu_i^{k+1}$  y  $\lambda_i^{k+1}$  y comunicarlos al agregador.
5. Los agregadores reciben estos precios, calcula  $P_z^{k+1}$  resolviendo el problema **EP-DSM** (3.24-3.25), actualizan  $\epsilon_z^{k+1}$  si es necesario, y comunica el precio  $w_i^{k+1}$  actualizado a sus clientes.
6.  $k \leftarrow k + 1$

Repetir desde 1 hasta convergencia

---

### 3.5. Simulaciones y Discusión

Para analizar el comportamiento del sistema, simulamos el siguiente escenario:

- Horizonte de planificación de 24 periodos de una hora, desde las 00:00 hs hasta las 24:00 hs (en general los mercados diarios promueven precios horarios en sus tarifas) [106, 107].
- Para simular la red de distribución, utilizamos los datos de la red del modelo estándar IEEE-13 [108], con algunas consideraciones que se especifican más adelante y se muestran en la Figura (3.6).
- Asumimos 150 usuarios que comprenden hogares unifamiliares y edificios comerciales y residenciales asistidos por dos empresas agregadores.

Asumimos que al menos 15 clientes están conectados a cada bus e inscriptos a uno de los programas DSM de los agregadores. El bus raíz o *feeder* tiene un valor de voltaje nominal fijo de  $4,16kV$  y existe un transformador de distribución

### Capítulo 3. Agregadores en la Red de Distribución

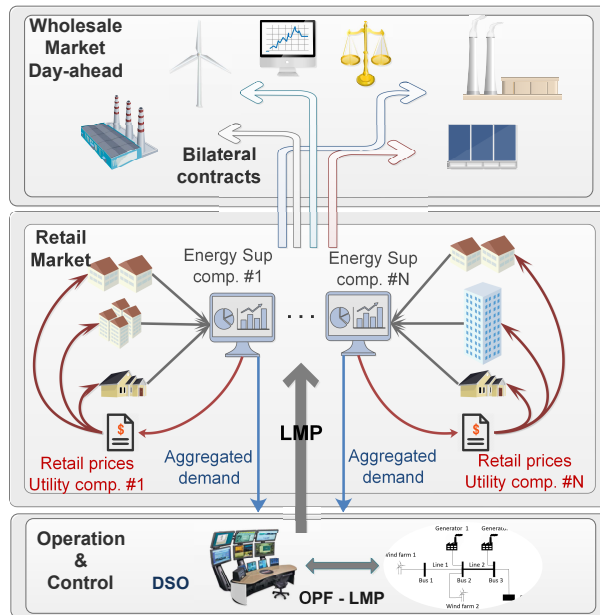


Figura 3.5: Intercambio de información entre los agentes. El agregador es el intermediario entre el DSO y los usuarios, y entre el mercado mayorista y los usuarios. El agregador intercambia una señal de precio con los usuarios y estos responden con su perfil de consumo para el día siguiente.

secundario que disminuye el voltaje a nivel de voltajes residenciales. La red IEEE-13 cuenta con un transformador en línea conectado entre los nodos 633 y el nodo 634; el switch entre los nodos 671 y 692 se considera cerrado (esto es parte del OPF que realiza el DSO y no afecta en principio nuestros resultados); y el largo de las líneas se incrementa por un factor de 5 (descrito en el trabajo [108]). En la Figura (3.6), se observa cómo los agregadores intercambian información con sus clientes conectados a la red de distribución, y entre el operador y los agregadores.

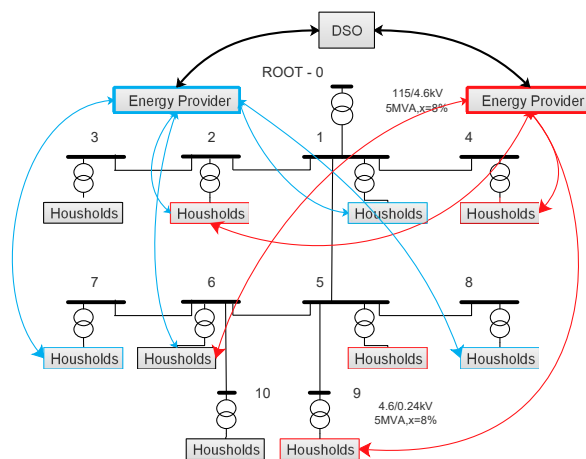


Figura 3.6: Red de distribución de prueba IEEE 13-node.

## Usuario

Los edificios son responsables del 75 % del consumo de electricidad en EEUU, con lo cual, mejorar la eficiencia y flexibilidad podría generar nuevo valor para el sistema [109]. El control inteligente de la eficiencia térmica y un sistema de calefacción eléctrico centralizado podrían generar beneficios económicos tanto para el edificio como para el sistema en su conjunto, incluso sin reducir el volumen de energía consumido [100]. En los trabajos [110, 111] se presentan mecanismos que ajustan el consumo de un edificio utilizando diferentes incentivos económicos, considerando temperaturas de confort de los usuarios, costo de la energía y la planificación de las actividades y escenarios futuros.

Asumimos hogares residenciales y edificios comerciales que cuentan con un *smart meter* y un EMS que gestiona el consumo de aplicaciones eléctricas inteligentes. Los usuarios cuentan con un sistema de calefacción y un sistema de batería residencial que le permite tener flexibilidad. Además, se asume que el usuario tiene otras aplicaciones eléctricas inelásticas. El consumo medio para usuarios residenciales y comerciales queda definido en la Figura (3.7). Existen técnicas que predicen con muy buena precisión los patrones de consumo diario de los usuarios individuales [101, 104].

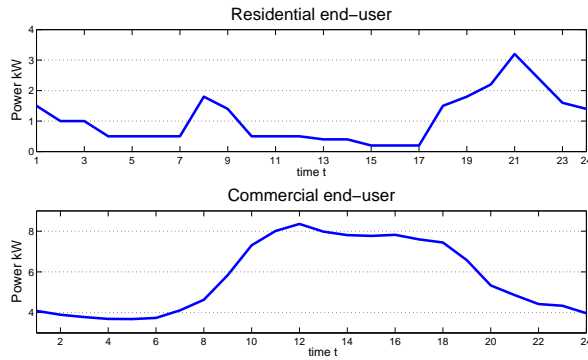


Figura 3.7: Potencia media estimada por el EMS con respecto a las cargas no controlables del usuario. En la imagen superior se simula un usuario del tipo residencial y en la imagen inferior la carga tipo de un cliente comercial.

A continuación describimos los modelos de las aplicaciones térmicas y de la batería del usuario; más detalles se pueden encontrar en [90].

*Aplicación térmica:* consideramos aplicaciones eléctricas de carácter térmico (calefactores, aire acondicionados, etc) que controlan la temperatura interior de la habitación, siendo  $T_h^{in}(t)$  y  $T^{out}(t)$  temperatura interior y exterior respectivamente.  $\mathcal{T}_h$  el conjunto de horas que el usuario final se encuentra en el lugar o el edificio comercial se encuentra abierta al público. Modelamos la dinámica de la temperatura con la siguiente dinámica:

$$T_h^{in}(t) = T_h^{in}(t-1) + \alpha(T^{out}(t) - T_h^{in}(t-1)) + \beta y_h(t)$$

donde  $\alpha$  es la inercia térmica característica del lugar y  $\beta$  la eficiencia térmica del dispositivo. Para  $\beta > 0$  el dispositivo se comporta con un calefactor, y para  $\beta < 0$

### Capítulo 3. Agregadores en la Red de Distribución

se comporta como un aire acondicionado en frío [90].  $T_h^{in}(0)$  es la temperatura al inicio del día anterior. La temperatura exterior del ambiente  $T^{out}$  es el pronóstico para el día siguiente. Los usuarios residenciales se ausentan de sus casas desde las 7 : 00 – 9 : 00 AM hasta las 5 : 00 – 9 : 00 PM, Los horarios individuales se sortean mediante una distribución uniforme. Los clientes comerciales permanecen abiertos al público desde las 7 : 00 – 9 : 00 AM hasta las 6 : 00 – 9 : 00 PM. La temperatura de confort del usuario se fija en 23°C y se admite una desviación  $\epsilon = \pm 1^\circ \text{C}$  como imperceptible para el usuario.

$$\left| T_h^{in}(t) - T_h^{conf}(t) \right| \leq \epsilon$$

*Función de Utilidad el usuario:* utilizamos una función de utilidad que penaliza los grandes apartamentos en la temperatura interior de la habitación con respecto a la temperatura de confort fijada por el usuario. Esto se puede expresar como:

$$U_h(y_{ha}(t); t) = -b_h \| T_h^{conf}(t) - T_h^{in}(y_{ha}; t) \|^2$$

donde  $b_h$  es una constante positiva que cuantifica la flexibilidad.

*Sistema de Baterías:* La capacidad es elegida en forma aleatoria entre los valores [6, 10] kW para los clientes residenciales y entre [10, 16] kW para clientes comerciales. Estos parámetros se encuentran dentro de los rangos típicos comerciales. La tasa máxima de carga/descarga es 2 kW/h y fijamos la carga al inicio del día como  $\gamma_h = 0,5$ . Como función de costos o de desgaste de la batería utilizamos [90]:

$$D_h(r_h) = \eta_1 \sum_{t=1}^T (r_h(t))^2 - \eta_2 \sum_{t=1}^{T-1} (r_h(t)r_h(t-1))$$

donde  $\eta_1$  y  $\eta_2$  son constantes positivas. El primer término modela el efecto del daño que ocasiona la carga/descarga con una tasa alta, y la segunda penaliza los ciclos de carga/descarga ( si  $r_h(t)$  y  $r_h(t+1)$  tienen signos opuestos hay un ciclo de carga-descarga). Si  $\eta_1 > \eta_2$  entonces la función de costo  $D_h$  es una función convexa sobre el vector  $r_h$  [90].

#### Agregador

Asumimos una función de costos  $C_z(\mathbf{P}_z)$  como una función creciente y convexa que satisface  $C_z(\vec{0}) = 0$ . En general se utilizan funciones cuadráticas que aproximan bien el modelo de costos de las unidades generadoras térmicas. Aproximarse a un target de consumo, aplanar la curva agregada o minimizar su varianza, también se pueden modelar con una norma cuadrada. Estas normas penalizan apartamentos grandes. En este caso consideramos  $C_z(\mathbf{P}_z) = \sum_{t=1}^T [a_1 P_z(t)^2 + a_2 P_z(t)]/2$  [90].

#### Análisis

No nos interesa simular en forma precisa un escenario con clientes reales, más bien nos interesa entender el comportamiento del sistema. De todas maneras los edificios residenciales y comerciales con calefacción centralizada son una fuente



### 3.5. Simulaciones y Discusión

de flexibilidad importante en distintos horizontes de tiempo [48, 112]. Para hallar las soluciones del problema OPF utilizamos el *solver* incorporado en la librería CVX [113, 114] y el software *MatLab* para correr las simulaciones.

Nos interesa comparar el efecto en el consumo de la aplicación térmica en 3 casos de uso:

1. En todo momento alguien se encuentra en el ambiente, motivo por el cual la temperatura debe mantenerse dentro de los parámetros de confort en todo momento.
2. Existe un usuario en el lugar para  $\forall t \in \mathcal{T}_h$  pero éste no participa en el programa DSM y solo informa de su perfil de consumo para el día siguiente. En este caso el dispositivo eléctrico se modela como un dispositivo *on/off* que mantiene la temperatura cuando el usuario está en su casa.
3. existe un usuario en el lugar para los instantes de tiempo  $\forall t \in \mathcal{T}_h$  con un software de gestión y control. Este software opera de manera automática el dispositivo térmico y la batería de almacenamiento del usuarios final, eligiendo una estrategia que mantiene el confort del usuario minimizando los costos de esta tarea. El EMS mantiene la temperatura dentro de los parámetros de confort planificando su estrategia de carga/descarga y el uso de la batería.

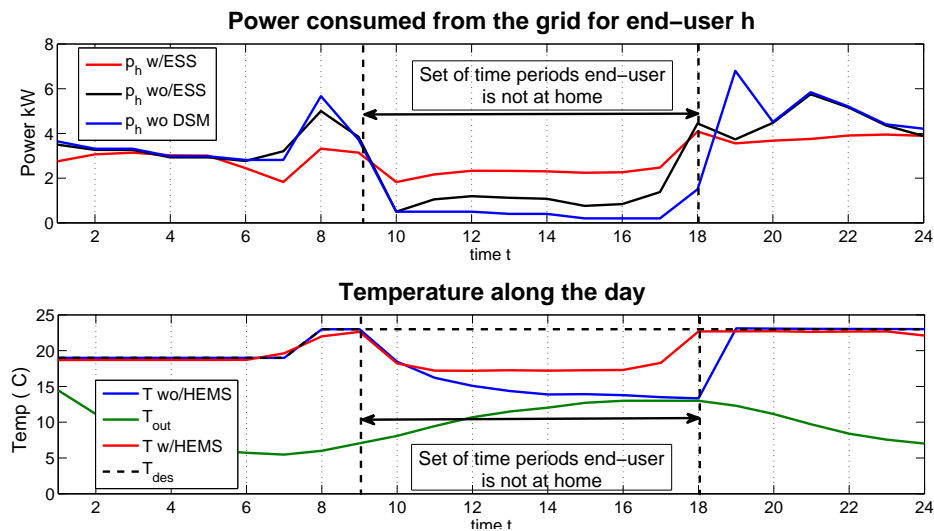


Figura 3.8: Perfil de potencia y temperatura en la habitación controlada por EMS para diferentes tipos de usuarios. Se puede apreciar como el EMS puede controlar el consumo y evitar picos. La presencia de la batería ayuda a aplanar la curva de consumo consumiendo en los momentos de poca demanda y utilizando sus reserva en los momentos de sobrecarga en el sistema

En la figura (3.8) se comparan los tres casos de uso descritos en tres usuarios distintos. La imagen superior muestra los perfiles de potencia que los usuarios esperan consumir desde la red para todo el día siguiente. La imagen inferior muestra

### Capítulo 3. Agregadores en la Red de Distribución

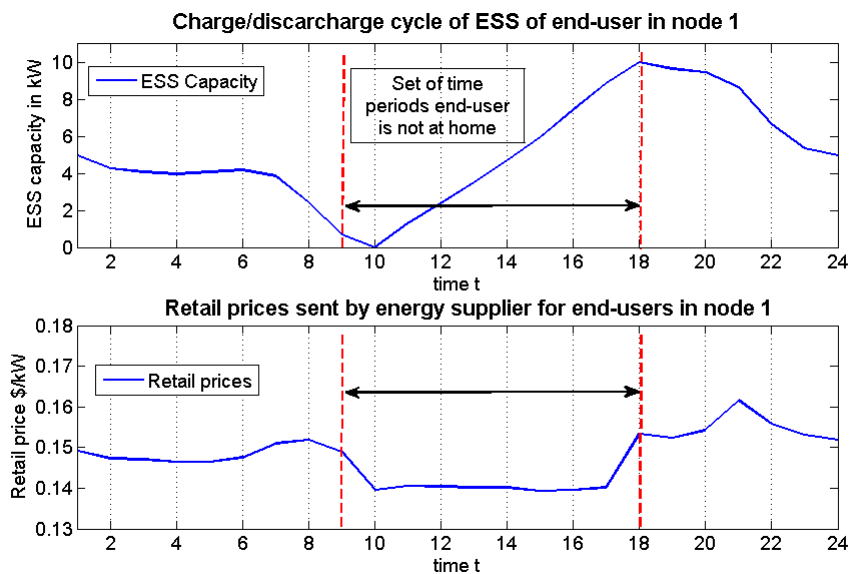


Figura 3.9: Dinámica de la batería estimada por EMS y la tarifa de precios dinámicos propuestos por el agregador para las siguientes 24 horas.

la dinámica de temperatura del entorno controlado prevista por EMS de los tres usuarios (asumimos los mismos parámetros para poder comparar), y en verde el pronóstico de temperatura externa para el día siguiente. La línea roja corresponde a un usuario cuyo sistema EMS controla una batería y además programa en forma conveniente el equipo térmico. Por otro lado, las líneas negra y azul corresponden a usuarios sin baterías, pero el usuario representado con la línea negra cuenta con un EMS que controla la temperatura de la habitación mientras que el azul no cuenta con EMS ni con batería.

Es importante destacar que los usuarios que cuenta con el sistema EMS (rojo y negro) utilizan la inercia térmica del entorno, manteniendo la temperatura cerca del punto de confort incluso cuando el usuario no se encuentra en el domicilio, aprovechando los momentos de precios bajos y evitando consumo en los momentos caros. El resultado es una curva de consumo más plana, evitando consumir lo menos posible en los momentos en que se da el pico de demanda y de precios. También mantienen la temperatura por encima del margen de confort en el entorno cuando el usuario final llega a casa.

Por otro lado, la flexibilidad que proporciona la batería permite que el EMS consuma energía eléctrica de la red de manera más inteligente, evitando los picos de demanda y suavizando el perfil de potencia estimado de acuerdo con los precios que recibe de su proveedor de energía. En la figura 3.9 se ilustra este comportamiento y la dinámica de la carga de la batería (imagen superior). Esta figura ilustra como el EMS planifica la capacidad de la batería de acuerdo a las señales de precios recibidas (imagen inferior). El EMS carga la batería cuando los precios son bajos y la descarga cuando los precios son altos, evitando consumir de la red cuando los precios son altos. Esta estrategia de arbitraje de precios diarios va a ser

### 3.5. Simulaciones y Discusión

fundamental para absorber la dinámica de las renovables (dinámica diaria del sol y el viento, y también semanal del viento), utilizando las baterías *behind-the-meter* como un sistema de almacenaje distribuido.

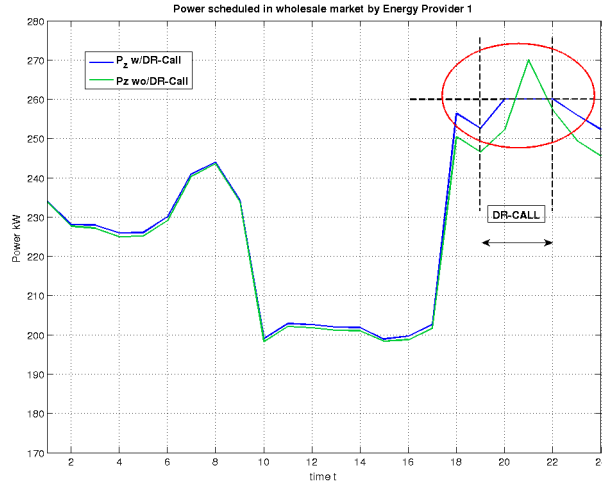


Figura 3.10: En la imagen se aprecia como el agregador puede evitar situaciones de sobrecarga en el sistema utilizando la flexibilidad de sus clientes. El agregador mantiene el consumo por debajo del punto crítico, distribuyendo el consumo en los momentos anteriores y posteriores al instante en el que se genera el pico de la demanda.

En la figura (3.10) se muestra la curva de potencia programada por uno de los agregadores en función de la respuesta de sus clientes. Se muestran dos líneas que corresponden a diferentes situaciones: la línea verde corresponde a la estrategia normal, minimizando los costos en el mercado mayorista, y la línea azul corresponde a un pedido de activación del DSO, donde pide fijar la potencia máxima en determinados periodos de tiempo, señalado en la figura con rojo.

A nivel general, la demanda agregada de sus clientes es baja durante la mayor parte del día, salvo en el período comprendido entre las 19:00 y las 21:00 hs., horario en que la mayoría de los usuarios llegan a sus casas. Los parámetros del evento de DR incluyen una potencia máxima  $P_{DR_z}^{max} = 0,26$  MVA y los instante de tiempo donde se debe mantener esta restricción  $\mathcal{T}_{DR_z}$ . El agregador de energía sólo controla las demandas durante las horas pico, y sus clientes pueden o no seguir los horarios de demanda óptimos. Cuando ocurre el evento, el agregador modifica los precios para distribuir y aplanar la carga durante el evento. Utilizando la flexibilidad térmica y la batería, el agregador promueve una curva más plana, colaborando con la gestión de la red.

En la Figura (3.11) se muestra el mismo escenario pero desde el punto de vista del DSO. En azul se ve el funcionamiento normal y en rojo cuando se dispara un evento DR. En la imagen superior se muestra la potencia inyectada en el nodo cero. En la imagen inferior se muestra el desvío de voltaje de referencia con respecto al nominal (caída de voltaje) en uno de los nodos comprometidos, y cómo el evento puede atender estas situaciones. Si bien es efectivo en este modelo, hay otros fac-

### Capítulo 3. Agregadores en la Red de Distribución

tores que influyen en este problema que no se pretenden abordar aquí. El primero corresponde a que fijar un potencia máxima puede aliviar el estrés en el sistema en determinado momento, pero es muy probable que genere nuevos picos, incluso mover el pico a la hora de finalización del evento DR. Esto puede generar nuevos inconvenientes o profundizar el problema generando un pico más grande [89]. Otro inconveniente es el conflicto de intereses entre las partes, donde el agregador puede tener intereses encontrados frente al evento de DR y su participación en el mercado mayorista.

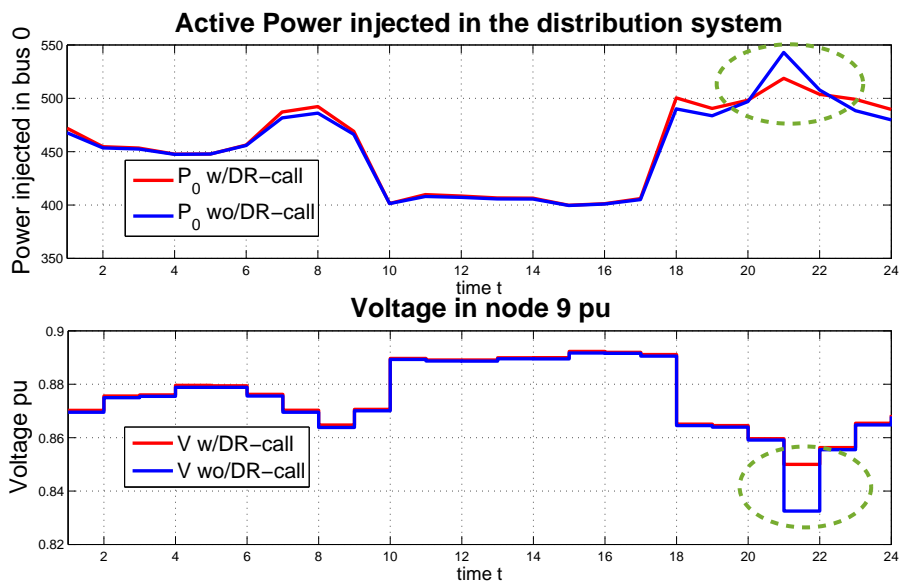


Figura 3.11: En esta imagen se observa el comportamiento de un evento de DR visto del lado del operador de la red. Se aprecia cómo la potencia se mantiene por debajo del umbral máximo y el voltaje en los nodos de la red se mantiene dentro de los parámetros normativos.

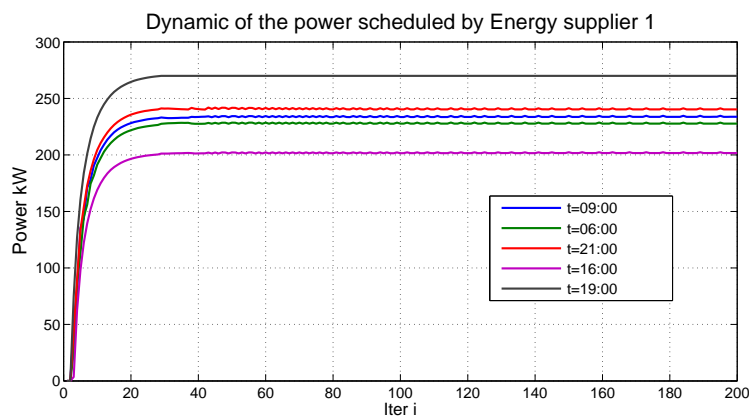


Figura 3.12: En esta imagen se puede observar el comportamiento de las variables de decisión del agregador  $P_{ev}$ , y como alcanzan el equilibrio luego de algunas iteraciones.

### 3.6. Comentarios Finales y Conclusiones

La Figura (3.12) ilustra las dinámicas del algoritmo de gestión distribuida del programa, se observa que en esta situación el agregador alcanza un punto de equilibrio en pocas iteraciones. Sin embargo el algoritmo de subgradiente es bastante lento y puede demorar mucho en converger.

Por otro lado, la Figura (3.13) presenta los precios nodales o marginales (LMP) correspondientes a diferentes períodos  $t$  en la red de distribución. Cada precio se corresponde con una ubicación geográfica de la red ( $\mu_i$ ), y son el resultado de ejecutar el OPF por parte del operador DSO. Como comentario se puede observar y comparar que estos precios difieren no solo temporalmente, lo que corresponde a diferencias de carga en el sistema, sino también, en cuanto a su ubicación geográfica. Esto afecta a los usuarios y penaliza a los que están instalados "más lejos" del centro de distribución. Esto va en contra de algunas propiedades exigidas a los mecanismos de mercado, particularmente, que el precio sea homogéneo entre los usuarios de iguales características. Sin embargo estos datos pueden ayudar al DSO a detectar problemas en el sistema y tomar acciones puntuales.

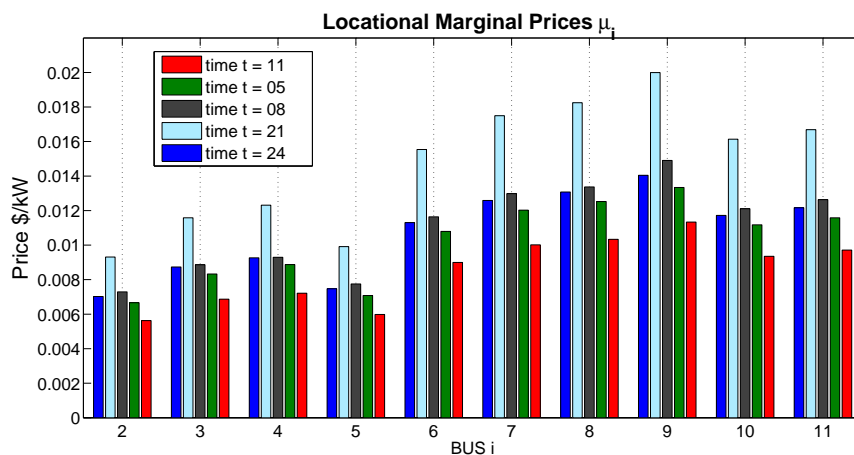


Figura 3.13: En esta figura se muestran los *Locational Marginal Prices* para distintos buses o nodos de la red de distribución. Se observa como la distancia al nodo en cuestión con respecto al *feeder* o nodo cero afecta en gran medida el precio. Esto va en contra de la propiedad de homogeneidad de precio de los mercados eléctricos, sin embargo puede servir para encontrar puntos débiles en la red y planificar soluciones más económicas tipo *no-wire* como la instalación de DERs.

En todos los casos, se verificó que las solución del OPF del problema relajado, cumple con la igualdad de la restricción (3.42) en la solución óptima, como forma de verificar que las soluciones encontradas son también soluciones factibles del problema OPF original.

### 3.6. Comentarios Finales y Conclusiones

El modelo implementado analiza la interacción entre el DSO y los usuarios finales cuando intervienen en el sistema varios agregadores ofreciendo servicios

### Capítulo 3. Agregadores en la Red de Distribución

DSM. Los agregadores acoplan los mercados mayoristas y minoristas, y además, interactúan con el DSO para reflejar en la señal de costos el estado de la red de distribución. La señal de precios minorista que construyen los agregadores incluye información del mercado mayorista y los LMP elaborados por el DSO.

Por otro lado, el modelo mantiene la información privada de los participantes bajo reserva, intercambiando información de carácter público para la coordinación de la demanda y la infraestructura de la red. Los usuarios no necesitan revelar sus preferencias ni ceder el control de sus aplicaciones. El agregador no necesita revelar su participación en el mercado mayorista ni la información individual de sus clientes. El DSO conoce la topología de la red y el consumo en cada punto de esta. Entre los participantes solo se intercambia señales de precios y perfiles de consumo de carácter público.

Se propone un método de descomposición dual para descentralizar el problema. Utilizando un método iterativo de subgradiente, se actualizan en forma secuencial los parámetros del sistema convergiendo a la señal de precios óptima que equilibra el mercado. Los usuarios reciben del agregador una señal de precios para planificar la operación de sus aplicaciones térmicas y la batería, y responden con las intenciones de consumo de la red para el día siguiente. Los agregadores agregan la información de consumo geográfica, en cada nodo de la red de distribución, y se la envían al DSO para que pueda elaborar el OPF en distribución.

El método logra coordinar a los agentes y mantiene ciertos parámetros de privacidad, pero también presenta algunas desventajas generales. La primera es la lentitud de convergencia del método de subgradiente. Este método presentan un orden de convergencia lineal y además es muy sensible a los pasos o *learning rate* elegidos. La ventaja del método es que mantiene la noción de mercado y la comunicación bidireccional, donde la interacción entre los participantes refleja el verdadero valor de los recursos.

A nivel de implementación práctica, la cantidad de variables que se deben manejar en el OPF no escala a las dimensiones de la redes de distribución reales. Sin embargo existen métodos distribuidos que abordan esta problemática, aunque las nociones de optimalidad son difíciles de corroborar contra la solución centralizada [85]. Este es un tema abierto donde no existen en la actualidad implementaciones con redes de distribución, más allá de pruebas piloto.

Otro de los problemas en estas redes es la información topológica. Existe muy poca información con respecto a cómo están conectadas estas cargas en la red. Si bien existen modelos para descubrir la composición y distribución de las cargas utilizando técnicas de aprendizaje de datos, estos no funcionan en todas las redes. Sin embargo, algunos de ellos son precisos para redes comprometidas por las distancias de sus conductores, como es el ejemplo de las redes rurales. Estos casos son de particular interés por el desafío en costo que presenta su *upgrade* de capacidad. Para este tipo de redes, las soluciones *no-wire* como la propuesta pueden ser una solución inteligente y barata de implementar.

La estructura del modelo nos permite dejar de lado la infraestructura de la red de distribución y que el agregador pueda acoplar los mercados con sus clientes. En caso de que alguna red comprometa su funcionamiento, se podría incorporar

### 3.6. Comentarios Finales y Conclusiones

señales de precios adicionales en ésta red en particular, incentivando un consumo diferenciado de sus usuarios. De todos modos, es importante estudiar en estos casos el impacto diferenciado de la tarifa en los usuarios, que contrasta con el principio de justicia y precio uniforme que promueve la regulación del sector.

Esta página ha sido intencionalmente dejada en blanco.



# Capítulo 4

## Electrificación del Transporte Liviano

### 4.1. Introducción y Motivación

La electrificación del transporte tiene un rol destacado en la transición hacia un sistema energético sustentable, y hasta el momento parece la única solución viable para descarbonizar el transporte liviano del sector [2, 115]. En este sentido, la disponibilidad de infraestructura de carga es fundamental para promover el crecimiento de los EVs [116]. Sin embargo, su incorporación al sistema eléctrico puede generar problemas si no se hace en forma planificada y sin una coordinación adecuada de las sesiones de cargas [65, 117]. Esto se debe al rápido crecimiento en número de los vehículos eléctricos (se esperan 350M de EVs para 2030 [118]) y la característica del proceso de carga de su batería, que requiere poca energía diaria pero mucha potencia instantánea.

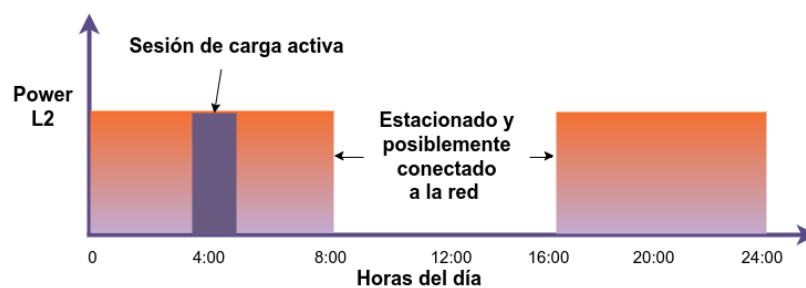


Figura 4.1: La imagen se muestra el tiempo que permanece estacionado y posiblemente conectado a la red un EV frente al tiempo que le toma cargar la energía correspondiente la movilidad diaria del usuario.

La carga no controlada de los EVs puede profundizar el problema de los picos de la demanda, por ejemplo en la mañana cuando llegan al trabajo y comienzan a cargar, o en la noche cuando el usuario llega a su casa. Incluso se pueden generar nuevos picos debido a la estructura rígida de los pliegos tarifarios [119]. Esto puede repercutir en la adecuación de recursos a los operadores de la red y requerir de nuevas inversiones en infraestructura eléctrica, repercutiendo en el costo final de

## Capítulo 4. Electrificación del Transporte Liviano

la electricidad.

La carga inteligente, también conocida como *smart charging*, brinda un nivel de control sobre el proceso de carga en relación a la red eléctrica. Esto permite que la carga inteligente genere beneficios tanto para el sistema eléctrico como para los usuarios de EVs [44]. Al utilizar un cargador inteligente, se puede planificar cuándo se cargará la batería o ajustar en tiempo real la potencia de carga, considerando factores como la disponibilidad de energía en el sistema, las necesidades de movilidad del propietario del EV y los recursos físicos de la red. De esta manera, la carga inteligente permite que los EVs se conviertan en recursos flexibles del sistema, utilizando las TICs y la economía digital para intercambiar información con otros agentes y controlar las sesiones de carga mediante algoritmos inteligentes.

El sector de vehículos livianos representa más del 60 % del consumo de energía en el transporte [118]. Aunque la capacidad promedio de la batería en este segmento es de 40 kWh, puede variar significativamente según la marca y modelo del EV, oscilando entre 20 kWh y hasta 100 kWh. Sin embargo, la necesidad de movilidad diaria de los usuarios es generalmente inferior a la autonomía del EV, lo que resulta en un uso efectivo de la batería que rara vez supera el 30 % de su capacidad total. Además, los vehículos eléctricos suelen permanecer estacionados entre el 80 y el 90 % del tiempo y, por lo tanto, podrían permanecer conectados a la red durante ese período (4.1).

Se espera que la infraestructura de carga sea mayoritariamente privada y residencial, con una carga de baja potencia que incluye los tipos L1 ( hasta 3 kW/h) y L2 (3 – 11 kW/h), como se muestra en la figura (4.2) [116, 120]. Esto implica tiempos de carga de entre 1 y 6 horas, dependiendo de las necesidades del usuario y del cargador. Los EVs privados suelen estar disponibles principalmente durante la noche y los fines de semana, aunque su disponibilidad podría aumentar hasta el 80 % del tiempo si hay disponibilidad de puntos de carga en los lugares de trabajo y zonas públicas. Esto los convierte en recursos de carga altamente flexibles para los sectores residencial y comercial [121]. Las flotas de vehículos de empresas también pueden estar disponibles por la tarde y por la noche, donde una carga controlada reduciría significativamente los requerimientos de infraestructura y acoplarse con la disponibilidad de otras fuentes de energía distribuida [34].

Es importante destacar que la principal función de los vehículos eléctricos es proporcionar movilidad a los usuarios, lo que sugiere que los servicios de flexibilidad de capacidad que no requieren la descarga total de la batería son los más adecuados. En resumen, la flexibilidad temporal de los EVs puede ser explotada en beneficio mutuo entre el sistema eléctrico y los dueños de los vehículos si se coordinan de manera inteligente y agregada. Un conjunto de EVs distribuidos físicamente en la red, pero operando en forma coordinada, puede funcionar como un recurso de flexibilidad prestando servicios en los mercados mayoristas de energía, con programas de gestión de demanda similares al estudiado en el capítulo 3 de esta tesis.

## 4.2. Impacto en el Sistema Eléctrico

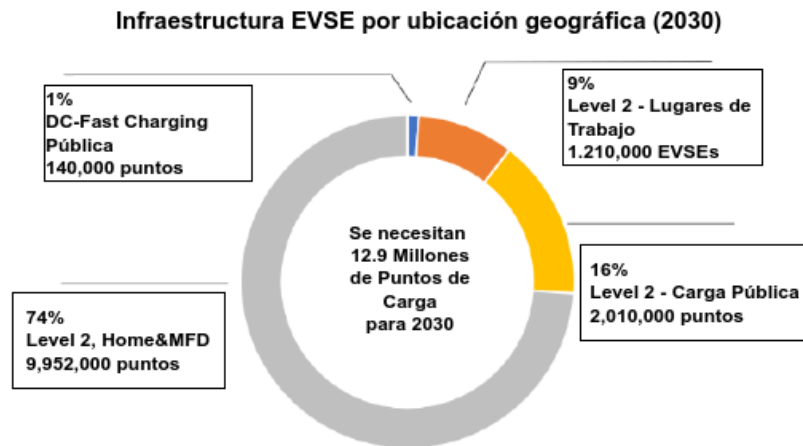


Figura 4.2: Infraestructura de carga de vehículos eléctricos en 2030 [116].

## 4.2. Impacto en el Sistema Eléctrico

### Sistema de Transmisión

El aumento de la electrificación del transporte no tendrá un efecto significativo en el sistema de generación y transmisión [4]. Sin embargo, una gestión inteligente de la carga de los EVs puede contribuir al uso eficiente de las fuentes de generación renovable variable en el sistema, mejorar la eficiencia en el uso de la red física y reducir los requerimientos de reserva de capacidad, promoviendo así la sustitución de fuentes de generación tradicionales [65, 122].

Los beneficios asociados con la gestión de la carga dependen de las particularidades de cada sistema, sus recursos de generación, las reglas de sus mercado y las herramientas que dispone para integrar los recursos de flexibilidad del lado de la demanda. En [123], se describen una gran variedad de proyectos ejecutados o en proceso, y se resumen los beneficios cuantitativos en distintos sistemas. Los autores analizan estos resultados y destacan: la reducción de los costos operativos en los distintos sistemas (15 – 360 U\$S/EV/año), la disminución de las emisiones de gases de efecto invernadero (-0,1 a 2,5 toneladas de  $CO_2$ /EV/año), la reducción del pico de demanda en el sistema (0,2-3,3 kW/EV), y la disminución de los cortes de renovables variables (23 – 2400 kWh/EV/año). Para tener una referencia, un equipo de carga residencial cuesta 500 U\$S más la instalación de infraestructura necesaria para cada caso [124]. La gestión de la carga de los EVs puede complementar y facilitar la integración de fuentes de generación renovable variable en el sistema de generación, con implicancias en la planificación a largo plazo y el apoyo a las políticas de descarbonización del sector eléctrico de forma rentable.

## Capítulo 4. Electrificación del Transporte Liviano

### Sistema de Distribución

La carga de vehículos eléctricos suele ocurrir en los Sistemas de Distribución (DS), y es un desafío para las *utilities* y los operadores de red, integrarlos de manera eficiente. Varios estudios han investigado el impacto de los EVs en diferentes sistemas de distribución, por ejemplo, Strobel et al. [125] (2022) en Alemania, Quiros-Tortos et al. (2018) en el Reino Unido [126] y J. Highleyman en California (2022), EE. UU [119]. Sin embargo, el impacto que éstos tienen en los DS varía debido a la alta heterogeneidad de las redes de medio y bajo voltaje. Algunos de los factores que influyen son la potencia de carga, la simultaneidad de eventos en una red, o el tiempo y la densidad de los puntos de carga.

La concentración de EVs en diferentes áreas, como zonas residenciales (unifamiliares o edificios de viviendas), lugares comerciales y de trabajo, y flotas de vehículos que cargan en un mismo lugar, puede tener un impacto negativo si no se coordina adecuadamente la carga de los vehículos con la operación de la red eléctrica. Si bien se podría resolver este desafío mediante una planificación adecuada y el aumento de la capacidad de la red, estos procesos suelen ser prolongados en el tiempo y requieren grandes inversiones económicas.

La gestión inteligente de la carga puede minimizar estos problemas e incluso tener un impacto positivo en los sistemas de distribución. La coordinación de las sesiones de carga mejora la eficiencia en el uso de la infraestructura, y además puede ofrecer otros servicios locales a los operadores para mejorar la calidad del servicio eléctrico. Ejemplos de estos servicios pueden ser: la regulación del voltaje y de la potencia reactiva en la red, la inyección local de energía al edificio (V2H y V2B<sup>1</sup>) o a la red (V2G<sup>2</sup>) para evitar problemas de congestión en el sistema, o la restauración del del servicio eléctrico frente a situaciones críticas o fallas, [127]. La optimización de las sesiones de carga puede facilitar la electrificación del transporte y aumentar la densidad de EVs en el sistema eléctrico sin sobrepasar los límites físicos de la red. Sin embargo, la falta de información y la heterogeneidad de los sistemas de distribución reales, hacen que sea difícil simular o cuantificar el valor real de la gestión inteligente de la carga y generalizar los resultados individuales en diferentes sistemas.

### Impacto de las tarifas

La gestión de la demanda eléctrica ha sido abordada mediante la implementación de tarifas eléctricas por tiempo de uso (ToU), que ofrecen distintos precios en función del momento del día en que se consuma la energía. Las tarifas ToU han sido efectivas para modificar el comportamiento de la carga de EVs, especialmente la residencial [30], incentivando el consumo de energía durante los momentos de menor demanda. Sin embargo, si muchos EVs fijan el inicio de su sesión de carga cuando empieza el período de menor precio, pueden agravar o generar nuevos pi-

---

<sup>1</sup> *Vehicle to Building (V2B) or Vehicle to Home (V2H)*: Se refiere a la situación en que el EV inyecta energía al edificio o al hogar como si fuera una batería.

<sup>2</sup> *Vehicle to Grid o V2G*: Se refiere a la carga bidireccional de energía entre el EV y la red eléctrica, consumiendo o inyectando energía en el sistema.

## 4.2. Impacto en el Sistema Eléctrico

cos de demanda, e incluso, empeorar los problemas de *ramping* en la carga neta (grandes variaciones de la demanda en corto plazo) [127].

Los problemas de *ramping* son característicos de los sistemas con fuentes renovables variables, por ejemplo en California, donde la forma de su demanda se asemeja a la figura de un pato, *duck curve* (Figura 4.3) [119]. En la curva de pato, se muestra una caída pronunciada en la demanda de energía durante las horas de la mañana, seguida de un aumento significativo en la demanda durante las horas de la puesta del sol. Esta forma de la curva se debe a la creciente incorporación de energía solar fotovoltaica durante el día, que reduce la necesidad de generar energía convencional y provoca un exceso de oferta en ese período, coincidiendo con los momentos de precios altos de las tarifas ToU. Sin embargo, cuando el sol se pone, la producción solar disminuye y la demanda eléctrica en el sistema aumenta, creando un pico en la curva de demanda. Esta curva plantea desafíos en el equilibrio entre la oferta y la demanda de energía, así como en la gestión de la generación y el almacenamiento de energía para garantizar un suministro confiable y eficiente.

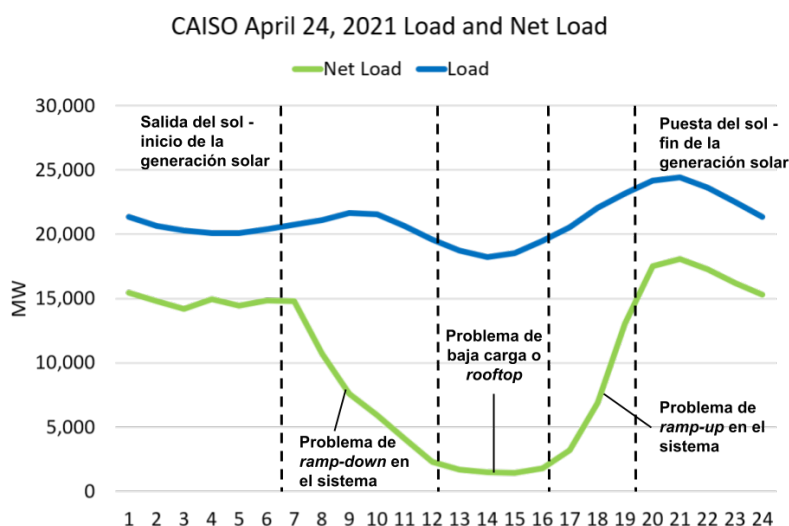


Figura 4.3: Fuente: California ISO.

Los mecanismos de precios dinámicos o inteligentes fijados con anticipación pueden mitigar estos problemas, existiendo varias pruebas piloto y demostraciones en el mundo real [123]. Incluso los tiempos de inicio de carga aleatorios de los EVs pueden superar los beneficios de las tarifas rígidas tipo ToU o los precios en tiempo real (cada una hora o 15 minutos) en la reducción de costos operativos y emisiones.

Szinai et al. [122] muestran que las tarifas ToU en California generan ahorros operativos del mismo orden que las tarifas dinámicas acopladas al mercado mayorista, pero no reflejan la abundancia de renovables y no favorecen la mejor

## Capítulo 4. Electrificación del Transporte Liviano

eficiencia en su uso. Este efecto impacta en los objetivos de corto y mediano plazo que promueven la penetración de energías renovables en el sistema de generación y dificulta la sustitución de las centrales tradicionales en el largo plazo. En este sentido, la carga acoplada con las tarifas de los mercados mayoristas puede mejorar la operación del sistema eléctrico y favorecer el uso eficiente de las energías renovables, contribuyendo a alcanzar los objetivos de descarbonización en el largo plazo.

### 4.3. Modelos de Agregador de EVs

Los vehículos eléctricos deben trabajar en conjunto con un agregador si quieren ofrecer servicios como recursos de flexibilidad en el mercado eléctrico. En este sentido, además de los modelos de negocio y mecanismos presentados en el capítulos 2 y 3, existen propuestas de agregadores que se centran únicamente en el servicio de coordinación de EVs debido a los beneficios que generan. En particular, muchas propuestas se centran en planificar con anticipación las sesiones de carga. Otros, se enfocan en mercados locales que balancean la red de distribución en el corto plazo. En [128] los autores ofrecen una revisión exhaustiva y una perspectiva de los modelos de agregación de EVs en los sistemas eléctricos. En la misma línea, en [44] los autores discuten el rol del agregador de EVs en un sistema de carga inteligente, puntualizando los métodos de carga, sus objetivos, y cuáles son los requerimientos técnicos necesarios para llevarlo a cabo.

En [43], los autores recogen los principales objetivos de los trabajos recientes y sus aportes, y además recopilan las técnicas y los modelos propuestos. En particular [123] destaca que la flexibilidad de los EVs generan mayor valor al participar en mercados eléctricos ofreciendo servicios de capacidad y energía. En [129] se recogen las estrategias para el control de la demanda en forma distribuida de los EVs, las estrategias de control, objetivos de optimización y quiénes son sus beneficiarios. Además, proveen una lista actualizada de los proyectos pilotos que se están llevando adelante y la cantidad de participantes involucrados.

A grandes rasgos, la carga inteligente se puede clasificar en dos clases [130]: carga unidireccional, cuando la energía fluye de la red eléctrica al vehículo eléctrico; o carga bidireccional, en la que la energía fluye en ambas direcciones. Bajo estas dos clases básicas, los mecanismos de control se pueden clasificar en función de si la programación de las sesiones de carga es centralizada, distribuida o descentralizada [51, 131], y si se considera algún aspecto de movilidad del usuario del EV o no.

En los mecanismos centralizados, el agregador es el encargado de tomar las decisiones sobre la infraestructura y asignar un puesto de carga y una programación de la sesión al usuario del EV. En este caso el usuario no tiene responsabilidad ni participación sobre el proceso de decisión de donde cargar. Estos modelos son muy útiles en centros de cargas público, parking de edificios públicos, lugares de trabajo, y similares. Los modelos de carga centralizados pueden ser más eficientes en términos de uso de la infraestructura y costos de implementación, ya que se requiere menos equipamiento y se puede controlar de manera más eficaz la carga

### 4.3. Modelos de Agregador de EVs

en un solo lugar. En [132,133] se estudian los algoritmos de control para estaciones de carga, estudiando los efectos de justicia en la asignación de recursos, impacto en la infraestructura y los beneficios del proveedor de servicios de carga. Sin embargo, puede resultar inconveniente para los usuarios de EVs, ya que deben viajar a la ubicación central para cargar sus vehículos, lo que puede resultar en largas distancias y tiempo de espera. Además, la infraestructura de comunicación es fundamental y crítica en estos modelos, dado que una falla en la comunicación entre el agregador y los usuarios, o con la propia infraestructura, podría deshabilitar el servicio por completo.

Por otro lado, en los métodos distribuidos o descentralizados, el usuario es el responsable de tomar las decisiones y en general gestiona los equipos de carga. En estos modelos, el agregador se encarga de proporcionar a los usuarios información para que puedan tomar decisiones con algún parámetro de optimalidad y/o coordinar un conjunto de EVs para ofrecer servicios. A diferencia de los métodos centralizados, estos métodos tienen la ventaja de que pueden escalar muy fácilmente con la cantidad de usuarios, requieren poca o mínima infraestructura de comunicación y son robustos frente a problemas de conectividad. En [62] los autores relevan los mecanismos de mercados desde el punto de vista de la información que intercambian, considerando los problemas de sincronización, integridad de la información de los usuarios y la seguridad de la información.

En términos generales, la principal diferencia entre los sistemas de coordinación de tipo distribuido y descentralizado radica en el grado de control y autonomía que tienen los usuarios en el sistema. En un sistema de coordinación distribuido, cada usuario tiene cierto nivel de autonomía y toma decisiones basándose en información local y en las señales recibidas por el agregador y otros usuarios. El objetivo es lograr una coordinación global sin un control centralizado. En este tipo de sistema, los usuarios se comunican con el agregador (en general evitando divulgar información privada) y también entre sí para intercambiar información y llegar a acuerdos sobre la mejor forma de coordinar sus acciones. En [66] se discuten las técnicas y los algoritmos distribuidos enfocados en el control de la carga de EVs.

Por otro lado, en un sistema de coordinación descentralizado, cada usuario tiene una mayor autonomía y puede tomar decisiones de manera más independiente. En este tipo de sistemas, los usuarios pueden comunicarse entre sí, pero no necesariamente tienen que hacerlo. El objetivo es lograr una coordinación eficiente sin necesidad de un control centralizado ni de una comunicación constante entre los usuarios. En [?] , los autores describen una variedad de métodos de control de cargas y en particular para EVs. El trabajo revisa los mecanismos de mercados descentralizados *p2p* y los mercados locales descentralizados basados en *Distributed Ledger Technology* (DLT).

Además de cómo y quién toma las decisiones y gestiona las sesiones de carga, podemos categorizar la coordinación entre los usuarios y el agregador por el problema de optimización que buscan resolver. En este sentido se pueden separar en aspectos operativos o de costos del servicio, y también en cuanto a los actores que se ven involucrados, como el operador del mercado y de la red de distribución, el agregador y los EVs [44,130].

## Capítulo 4. Electrificación del Transporte Liviano

Cuando se emplean algoritmos distribuidos o descentralizados, los propietarios de EVs reciben información de su agregador a través de un software de gestión automático (plataforma digital, app del celular, EMS), definen su plan de consumo para el día siguiente y programan el equipo de carga del EV o EVSE<sup>3</sup>. Esta idea fue utilizada en el capítulo anterior, y se utiliza también en los siguientes capítulos enfocado en usuarios de EVs. Para lograrlo, el sistema de gestión automático debe ser capaz de reconocer y capturar el comportamiento del usuario y la energía que necesita el EV en función de sus patrones de movilidad diarios.

Es esencial poder estimar la demanda de energía del EV para el día siguiente, así como el momento en que el usuario se encuentra en su casa o conectado al cargador. Para lograr esto, en el artículo [134] se propone una metodología basada en redes neuronales para estimar la demanda del EV en formato *day-ahead*. En [135], se propone un método para estimar la movilidad y los viajes de un usuario también en formato *day-ahead*, y con esta información sería posible correlacionar las necesidades de carga del EV con los parámetros de movilidad del usuario. En [136], Strbac et al. revisan las técnicas de *Reinforcement Learning* (RL) que describen el comportamiento de los usuarios y capturan sus parámetros de movilidad individual, las necesidades de energía y su disponibilidad de conexión a la red. Además, resumen cómo estos algoritmos pueden aplicarse para coordinar la recarga del EV y argumentan que la técnica RL aproxima con precisión el comportamiento del usuario, abordando de manera efectiva la incertidumbre asociada.

### 4.3.1. Sigüientes Capítulos

El paradigma de *smart grid* promueve la participación activa del usuario final en el funcionamiento del sistema eléctrico. La industria del transporte y el sistema eléctrico se han centrado en el desarrollo de protocolos y estándares abiertos (por ejemplo OCPP, OCPI, OpenADR, ISO-15118) para la comunicación y el intercambio de datos entre las distintas partes involucradas (operadores de red, proveedores de infraestructuras, propietarios de EV, etc.). Esto permite la interoperabilidad entre agentes, y constituye un factor esencial en el camino hacia la movilidad eléctrica sostenible y las redes del futuro. Las *utilities* del sector y los agregadores tienen que poner a disposición de los usuarios plataformas digitales que le faciliten la información y puedan visualizar en forma amigable cuánto y qué tan verde consumen. El proceso para atraer clientes a que participen en estos programas debe contemplar no sólo los aspectos económicos en la tarifa, sino la conciencia y el compromiso social de los usuarios.

En los siguientes capítulos nos centramos en la coordinación de la carga de EVs residenciales y comerciales aplicando el modelo distribuido del capítulo 3, pero enfocado en la coordinación de EVs privados. En el capítulo 5 nos centramos en las limitantes de la infraestructura de carga residencial. Este tipo de infraestructura admite, en general, una tasa fija o un conjunto discreto de tasas de carga. Sin embargo, la mayoría de los modelos asumen que el equipo de carga puede elegir

---

<sup>3</sup>EVSE: *Electric Vehicle Supply Equipment*. En Uruguay el equipo de carga se conoce como Sistemas de Alimentación de Vehículos Eléctricos (SAVE)



### 4.3. Modelos de Agregador de EVs

una tasa óptima en un rango continuo de potencia. En este caso, el agregador debe acoplar el mercado mayorista y minorista, y además, coordinar entre los usuarios las sesiones de carga discreta de los EVs residenciales.

En el capítulo 6 abordamos el problema de coordinar un conjunto muy grande de usuarios participando en el programa de respuesta a la demanda. El agregador debe decidir la estrategia en el mercado mayorista y la tarifa de carga para el día siguiente pero con información limitada, considerando problemas en comunicación cuando se debe coordinar decenas o cientos de miles de EVs. Para esto utilizamos modelos de optimización de gran escala y aprendizaje automático, donde el coordinador debe tomar decisiones óptimas con la información disponible hasta el momento y contemplando problemas de asincronías en la recepción de la información por parte de los usuarios. Con esta propuesta intentamos acercarnos a un modelo que contemple los problemas de la realidad. Con el agregador disponiendo de una plataforma digital, interactuando con el usuario y controlando su infraestructura de carga mediante protocolos abiertos.

En este sentido los nuevos modelos de negocios sin activos propios o *asset light*, característico de los sectores de servicios tecnológicos y la economía digital, parecen atractivos en el sector. En estos modelos, los activos pertenecen al usuario (cliente) y el valor del producto es habilitar una plataforma que permita la coordinación y gestión de estos recursos en forma descentralizada. La agregación de usuarios son un caso de éxito de las plataformas digitales como *Uber* o *AirB&B* aplicados en sectores como el transporte o el hospedaje, donde la plataforma hace de facilitador entre la oferta y la demanda sin ser el dueño de los activos (vehículos o las habitaciones). Las características de escalabilidad sin límites y el bajo costo de entrada (inversión inicial) hace de estos modelos ideales para la coordinación de los DERs en forma agregada, ofreciendo una rentabilidad creciente con un volumen de negocio cada vez mayor [137]. Además, la subcontratación de actividades secundarias a socios externos, abren la posibilidad para la generación de un ecosistema de empresas tecnológicas que compitan con nuevas propuestas de valor para el sistema, ofreciendo servicios asociados incluso con las *utilities*.

Esta página ha sido intencionalmente dejada en blanco.

# Capítulo 5

## Agregadores de EVs Residenciales

### 5.1. Introducción

A medida que se masifica la adopción de EVs también va a crecer la carga residencial. La infraestructura de carga va a ser en su mayoría de carga lenta (tipos L1 y L2), privada e instalada en la red de bajo voltaje, en zonas residenciales y en los lugares de trabajo. Los dueños de los EV van a priorizar cargar con su propia infraestructura de carga (EVSE) por razones económicas y de comodidad [116]. Los precios y pliegos tarifarios varían mucho dependiendo del lugar, el mercado y otros factores. Sin embargo, los autores de [124] comparan el costo de cargar con infraestructura residencial, pública y en estaciones *Fast-Charging* en distintas regiones de EEUU, utilizando el indicador *Levelized Cost of Charging*. En el estudio consideran el costo de la tarifa (corto plazo) y la amortización de la instalación del EVSE (mediano plazo), concluyendo que el costo de cargar con infraestructura propia es sensiblemente menor. Este estudio también se hizo para Uruguay [138], llegando a resultados similares. La segunda razón es una cuestión de comodidad. Es más sencillo contar con un EVSE personal o compartido en mi lugar de trabajo, donde el EV va a permanecer tiempo más que suficiente estacionado y conectado a la red, que acudir a una estación de carga. Esto genera una sensación de seguridad en el usuario.

Como vimos en el capítulo anterior, en los modelos de control distribuidos los usuarios son los encargados de decidir cuando cargar su EV. Éstos difícilmente deleguen el control de su EVSE privado a un tercero, y menos aún, estarían dispuestos a revelar sus parámetros de movilidad personal y sus decisiones de confort para elegir la estrategia óptima. La función del agregador va a ser coordinar mediante alguna señal de control las decisiones de los usuarios, optimizando el costo de la energía y la eficiencia de la red como el modelo del capítulo 3.

El EMS del usuario debe decidir cuando cargar su EV considerando aspectos económicos, el cuidado de la batería y el comportamiento del usuario, y programar el funcionamiento del EVSE [128]. Las limitaciones tecnológicas de los EVSEs del tipo residencial, y los propios EVs, solo permiten una o algunas tasas de carga [130, 139]. No obstante, muchas propuestas proponen algoritmos asumiendo tasas de

## Capítulo 5. Agregadores de EVs Residenciales

carga continua, evitando incurrir en un problema de optimización entera. En la práctica, esto se traduciría en intermitencias en las sesiones de carga y problemas de simultaneidad. El efecto es la incomodidad de los clientes por las frecuentes interrupciones y el tiempo de espera prolongado para completar la carga.

Algunos ejemplos, como los propuestos en [91, 140], modelan el problema de coordinación como un problema de optimización que busca aplanar o minimizar la variabilidad de la curva de demanda diaria en la red. Los autores utilizan un modelo similar al visto en el capítulo 3, donde el agregador envía una señal de control y los EMS de los usuarios planifican la carga en forma determinística en función de esta señal. La señal modela el nivel de carga de la red, y se puede entender como una señal de precios. Como resultado, los EMSs planifican la carga en los momentos del valle de la demanda. El problema es que reparten la energía en forma equitativa entre todos los periodos de precios bajos, asumiendo que las tasas de carga son continuas. En particular [140] incluye las restricciones de la red con un OPF, y es la propia *Utility* o DSO el que debe coordinar a los usuarios, ya que necesita conocer la topología completa del sistema.

El trabajo descrito en [141] identifica este problema de tasas de carga continuas y propone una solución considerando tasas discretas, y que una vez iniciada la sesión, ésta no se puede interrumpir. Cada usuario tiene que elegir en forma aleatoria el instante de tiempo (el día de operación se divide en intervalos discretos) en el cuál va a comenzar la carga de su EV. Para esto utiliza una distribución de probabilidad que incorpora información del estado de carga del transformador al cual se encuentra conectado su EVSE. El agregador es el encargado de generar esta señal, que también se puede entender como un precio de la electricidad, y se actualiza en cada iteración. Los autores utilizan propiedades de las martingalas para demostrar que las soluciones estocásticas se aproximan a las soluciones optimales del problema continuo y determinístico. Sin embargo, no incluyen información del mercado mayorista, sólo incorporan información local de la red (es necesario conocer el estado de la red) y tiene menor performance cuando la tasa de carga es moderada<sup>1</sup>. Además, la función de distribución que debe construir el EMS necesita conocer la cantidad  $N$  de EVs en el sistema, y el factor de sub-optimalidad con respecto al caso determinístico decrece con  $O(1/N)$ . Aunque esto no sería una limitante en la práctica y los usuarios podrían despreciar este dato cuando participan un número de EVs grande.

Otras propuestas distribuidas incluyen la formulación de juegos cooperativos y no-cooperativos para la coordinación a gran escala de EVs, asegurando alcanzar un equilibrio de Nash [142]. En [61] muestran que el modelo de juegos no-cooperativos es equivalente a la formulación del problema convexo y distribuido propuesto en [89], y similar al presentado en el capítulo 3. La ventaja de este tipo de propuestas es que heredan las propiedades de un mercado transaccional, es decir, los usuarios y los agregadores intercambian información y acuerdan un precio

---

<sup>1</sup>Los autores utilizan EVSE L1 (cable con conector de EV) con una potencia de 3,3 kW los cuales se conectan directo a la red residencial. Los modelos L2 utilizan mayores tasas de carga y tienen sistemas de control y protecciones adicionales, siendo la tasa de carga más común 7,4kW y 12kW

y un perfil de consumo. Esto es una ventaja para poder atraer clientes y que se comprometan con los programas DSM mediante reglas y mecanismos fáciles de entender, aunque sus soluciones no contemplan soluciones discretas.

Los modelos que asumen tasas de carga continua generan soluciones densas, es decir, que la carga del EV se reparte en todos los instantes de tiempo en que el precio es relativamente bajo. A nivel agregado, la potencia en un instante de tiempo se divide (en partes iguales) entre los usuarios que pueden y quieren cargar en ese momento. Para buscar soluciones que utilicen el máximo de la potencia disponible (tasas de carga discretas) los usuarios deben coordinarse de manera que carguen unos pocos a la vez. Por ejemplo, si ordenamos las estrategias de los usuarios en una matriz (los EVs en las filas y los slots de tiempo en las columnas), lo que buscamos es una matriz esparsa o *sparse*<sup>2</sup> (de aquí en más utilizaremos esparsa como castellanización del término *sparse* del idioma inglés)

Las técnicas de búsqueda de soluciones esparsas son muy utilizadas en el área de aprendizaje automático o *statical learning*, donde la búsqueda de características en un problema de optimización de muchos datos intenta concentrarse en las que generan mayor nivel de información [143]. En este sentido, la norma  $L_0$  es utilizada para promover soluciones esparsas, priorizando las características que generan mayor información y descartando las demás. Como esta norma es difícil de utilizar en modelos de optimización, es común utilizar la norma  $L_1$  como una relajación convexa para que el problema sea tratable. Ésta es la base de técnicas como Lasso y sus generalizaciones [144], que promueven soluciones óptimas y esparsas en sus componentes.

En [145] los autores utilizan estas nociones en un problemas de control, concentrándose en las variables de control que generan mayor impacto en la dinámica del problema y facilitando el control del sistema. Para esto utilizan el método ADMM, visto en la sección 3.2.2, separando el problema en dos etapas. En la primera buscan optimizar el desempeño del lazo de control cerrado, y en la segunda buscan minimizar la cantidad de variables de control. En [146], los autores utilizan estas nociones de optimización con soluciones esparsas para mejorar la satisfacción de los consumidores en un programa de gestión de la demanda, coordinando las aplicaciones inteligentes y evitando las interrupciones en las tareas. En particular, en [147] promueven este modelo en la carga de EVs, y utilizan la técnica de ADMM para distribuir el problema, promoviendo soluciones dispersas y esparsas sin sobrecargar el transformador local. Sin embargo, no se promueve la noción de mercado en el sistema.

En la realidad, un EV o bien carga o no carga, y la tasa de carga solo tiene algunas opciones discretas en el mejor de los casos. Además se deben evitar interrupciones innecesarias en la sesión de carga para proteger la salud (eficiencia)

---

<sup>2</sup>El término *sparse* se refiere a algo que es escaso, disperso o poco denso. En el contexto matemático y computacional, se utiliza para describir conjuntos de datos o estructuras que contienen una gran cantidad de elementos con valor cero o cercano a cero en comparación con la cantidad total de elementos posibles. En otras palabras, se refiere a matrices, vectores o grafos que tienen una gran cantidad de entradas nulas o de baja magnitud en relación con su tamaño total.

## Capítulo 5. Agregadores de EVs Residenciales

de la batería. Siguiendo la línea del capítulo 3, proponemos un modelo distribuido para coordinar un conjunto de EVs de características residenciales en donde el agregador hace de intermediario con el mercado mayorista.

El algoritmo desarrollado tiene como objetivo participar en el mercado DAM y fomentar soluciones dispersas entre los EVs. Los usuarios interactúan con el agregador de forma similar al modelo del capítulo 3, adaptando la planificación de la carga de manera conveniente de acuerdo con las señales del mercado mayorista de energía. Para promover soluciones de carga discretas dentro del espacio de soluciones factibles, se utiliza el método ADMM y la norma  $L_1$ . Estos métodos son típicos de algoritmos de aprendizaje automático y permite que los EVs organicen sus esquemas de carga priorizando soluciones esparsas, es decir, aprovechando al máximo la capacidad de su EVSE.

El resto del capítulo está estructurado de la siguiente manera: en la sección 5.2 se introduce el modelo del sistema, mientras que en la sección 5.3 se presenta la propuesta de coordinación distribuida. En la sección 5.4 se muestra una simulación del sistema y se realiza una discusión de los resultados obtenidos. Por último, se presentan las conclusiones y se discuten los aportes realizados en este trabajo.

### 5.2. Formulación del modelo

Se propone participar en el mercado DAM de energía, planificando la carga de los EVs para el día siguiente y ofrecer su flexibilidad en forma agregada. Para esto utilizamos el modelo del capítulo 3, donde el agregador hace de intermediario entre el mercado mayorista y minorista, optimizando su participación en el DAM y las necesidades de sus clientes. Además el modelo debe priorizar soluciones esparsas en la estrategia de los usuarios, asumiendo que sus EVSEs tienen tasas de carga discreta. Para esto vamos a utilizar el método ADMM visto en la sección 3.2.2 junto con una descomposición dual y el método del subgradiente del modelo utilizado en el capítulo 3. Solo se considera un agregador y no se modela la red de distribución. Sin embargo, su incorporación no cambia el modelo ni la interacción entre el agregador y los usuarios.

Se asume un total de  $N_{ev}$  en el programa, indexados por  $n \in \mathcal{N} := \{1, 2, \dots, N_{ev}\}$ . Cada usuario  $n \in \mathcal{N}$ , cuenta con un sistema inteligente (EMS en el EVSE, app de celular, etc) que controla el funcionamiento del EVSE y tiene acceso a internet. Este sistema interactúa en forma bidireccional con el agregador, intercambiando información de precios y su estrategia de carga. El EMS maneja la información personal del usuario (parámetros de movilidad diarios, restricciones de confort, decisiones circunstanciales, etc), y puede estimar las necesidades de energía para el día siguiente y los momentos en que va a estar conectado al EVSE. Utilizamos un modelo de tiempo discreto con un horizonte finito que describe las siguientes veinticuatro horas. El día operativo se divide en  $T$  periodos de igual duración, indexados por  $t \in \mathcal{T} = \{1, \dots, T\}$ . El agregador solo participa en el DAM; no participa en el mercado de balance en tiempo real ni de servicios auxiliares, como la regulación de frecuencia o las reservas.

Tabla 5.1: Nomenclatura

$\mathbf{N}_{ev}$	Conjunto de EVs participando el programa
$x_n(t)$	Perfil de potencia para el día siguiente
$e_n(t)$	parámetro de movilidad del usuario $n$ en el instante $t$ en kW
$S_n(t)$	Estado de carga de la batería (SoC) del EV $n$ en el instante $t$
$\mathbf{x}_n$	Tasa de carga del EV $n$ en el instante $t$ y
$\mathbf{e}_n$	parámetro de movilidad del usuario $n$ en el instante $t$ en kW
$\mathbf{S}_n$	Estado de carga de la batería (SoC) del EV $n$ en el instante $t$
$B_n$	capacidad de la batería del EV $n$

### 5.2.1. Modelo del Usuario

En este esquema, cada usuario tiene sus propias restricciones de movilidad diaria, sus preferencias de carga, y debe definir a partir de los precios que le envía el agregador cuándo va a cargar su EV. Definimos  $x_n(t)$  como la energía del usuario  $n$  en el instante  $t$  en kWh, siendo el vector  $\mathbf{x}_n := (x_n(t)|t \in \mathcal{T})$  la planificación de carga del EV  $n$  para las siguientes 24 horas. Asumimos que las entradas de este vector son no negativas. No consideramos carga bidireccional<sup>3</sup>. Definimos como  $e_n(t)$  la tasa de descarga del EV. Este parámetro modela una estimación de la energía consumida (descarga) en la batería debido a movilidad del usuario durante el periodo  $t$ . En el mismo sentido, el vector  $\mathbf{e}_n := (e_n(t)|t \in \mathcal{T})$  modela las características de movilidad del usuario para el día siguiente. Este vector puede ser estimado por el EMS a partir de modelos históricos de datos de movilidad del usuario [135, 136] o ser aprendido por alguna técnica de aprendizaje automático.

Modelamos la dinámica de la batería para el día siguiente como una función lineal a trozos, donde  $S_n(t)$  describe el estado de carga (SoC) de la batería del EV  $n$ . La dinámica de la batería queda definida como:

$$S_n(t+1) = S_n(t) + \frac{\varrho_n^+ x_n(t)}{B_n} \Delta t - \frac{e_n(t)}{\varrho_n^- B_n} \Delta t \quad (5.1)$$

$$S_n^{min} \leq S_n(t) \leq S_n^{max} \quad (5.2)$$

donde  $\varrho_n^-$  y  $\varrho_n^+ \in (0, 1]$  son la eficiencia de carga/descarga del EV  $n$ , y  $B_n$  la capacidad máxima de su batería. Para prolongar la vida útil de las baterías, en general se recomienda que los valores  $S_n^{min}$  y  $S_n^{max}$  sean 15% y 90%, respectivamente. Además en este rango de SoC, el modelo lineal aproxima muy bien el comportamiento físico de la batería [130]. Asumimos que el SoC inicial de la batería en  $t = 0$  es  $S_n^{init}$ . De esta manera, y reordenando en forma conveniente las ecuaciones

<sup>3</sup>La carga bidireccional no tiene, en principio, un interés práctico a nivel del sistema, ya que la inversión en infraestructura para adecuar la red y de los propios equipos de carga y del EVs, no ameritan en el corto plazo los beneficios que puede brindar. No obstante si puede resultar de gran valor cuando alimenta un casa o un edificio, pero no es este el caso.

## Capítulo 5. Agregadores de EVs Residenciales

obtenemos las siguientes restricciones en la dinámica de la batería:

$$\sum_{\tau=1}^t x_{n,\tau} \geq \frac{B_n}{\varrho_n^+ \Delta t} (S_n^{\min} - S_n^{\text{init}}) + \frac{\varrho_n^-}{\varrho_n^+} \sum_{\tau=1}^t e_{n,\tau} \quad (5.3)$$

$$\sum_{\tau=1}^t x_{n,\tau} \leq \frac{B_n}{\varrho_n^+ \Delta t} (S_n^{\max} - S_n^{\text{init}}) + \frac{\varrho_n^-}{\varrho_n^+} \sum_{\tau=1}^t e_{n,\tau} \quad (5.4)$$

Este modelo de la dinámica de carga de la batería es equivalente al modelo utilizado en el capítulo 3. Las eficiencias de carga y descarga no se consideraron en los sistemas de baterías del edificio pero son similares. Se cambió la nomenclatura en la formulación para mantener el estilo de varios de los trabajos referenciados.

Para darle coherencia al problema y evitar el caso en que el EMS termina con la batería descargada al final del día, imponemos que cada EV  $n$  alcanza el valor SoC final  $S_n^{\text{final}}$  para  $t = T$ , final del horizonte de planificación. Este parámetro puede ser utilizado como un parámetro de flexibilidad que maneja el EMS, completando la batería en los días que hay exceso de renovables y manteniendo valores más bajos en los días de escasez. Modelamos el operador  $\mathbf{I}_n := \{I_n(t) | t \in \mathcal{T}\}$  de la siguiente manera:

$$I_n(t) := \begin{cases} I_n(t) = 1 & \text{si el EV se encuentra conectado al EVSE} \\ o \\ I_n(t) = 0 & \text{si el EV **no** se encuentra conectado al EVSE} \end{cases} \quad (5.5)$$

Este operador indica en qué instantes de tiempo el EV  $n$  se encuentra probablemente disponible y conectado al EVSE. Estas restricciones se modelan como:

$$x_n^{\min} \leq x_n(t) \leq x_n^{\max}, \quad \forall t \in \{1, \dots, T\} \quad (5.6)$$

$$(1 - I_{n,t})x_n(t) = 0, \quad \forall t \in \{1, \dots, T\} \quad (5.7)$$

$$\sum_{\tau=1}^T x_n(\tau) \geq \frac{B_n}{\varrho_n^+ \Delta t} (S_n^{\text{final}} - S_n^{\text{init}}) + \frac{\varrho_n^-}{\varrho_n^+} \sum_{\tau=1}^T e_n(\tau) \quad (5.8)$$

Para simplificar la notación, de aquí en más definimos el conjunto factible de soluciones del EV  $n$  como:

$$\mathcal{X}_n := \{\mathbf{x}_n \mid \mathbf{x}_n \text{ satisface (5.3), (5.4) (5.6)- (5.8), } n = \{1, \dots, N_{ev}\}\} \quad (5.9)$$

Asumimos que los parámetros operativos  $x_n^{\min/\max}$  son característicos del EVSE, siendo  $x_n^{\max}$  la tasa de carga máxima. Además,  $S_n^{\min/\max}$  son parámetros propios de cada EV, y  $S_n^{\text{init/final}}$  parámetros predeterminados por el EMS o el usuario. Todos los parámetros son datos privados del usuario del EV. El conjunto  $\mathcal{X}_n$  definido en (5.9) son restricciones locales que acoplan temporalmente la carga del EV  $n$ .

El EMS que controla el EVSE y las sesiones de carga del EV debe minimizar el costo de la energía, promoviendo soluciones con la menor cantidad de instancia de carga posible y a tasa máxima (soluciones esparsas). Definimos  $w \in \mathbb{R}^T$  como



## 5.2. Formulación del modelo

el vector de precios publicados por el agregador. El objetivo de cada participante es maximizar la siguiente función de utilidad:

$$\mathcal{U}_n(\mathbf{x}_n; w) = G_n(\mathbf{x}_n) - w^T \cdot \mathbf{x}_n \quad (5.10)$$

En el modelo de *social welfare* del capítulo 3, la función  $G_n(\mathbf{x}_n)$  cuantifica la satisfacción o beneficio que percibe el usuario cuando elige el perfil de carga  $\mathbf{x}_n$ . Utilizamos la norma  $L_1$  como relajación convexa de la norma  $L_0$  o función de cardinalidad. De esta manera, la función que mide el beneficio del usuario queda definida como:

$$G_n(x_n) = \lambda \|x_n\|_1 = \lambda \sum_{t=1}^T |x_n(t)|. \quad (5.11)$$

siendo  $\lambda \in \mathbb{R}^+$  una constante del problema que modela el peso de las soluciones esparsas en la utilidad del usuario. Asumimos este parámetro como un dato dado en el problema.

### 5.2.2. Mercado mayorista de energía

En general, el precio de la energía en el mercado mayorista o de un generador se modela como una función de costo creciente y de segundo grado. Este modelo aproximaba muy bien, y era la base de funcionamiento de los mercados [148] cuando el mix de generación estaba conformado por generadores térmicos, donde el costo marginal de generación venía dado por el precio del combustible y la tecnología.

Como ya mencionamos, el avance de las renovables variables en el sistema cambió y complicó esta dinámica, generando mayor volatilidad en la capacidad de energía disponible. Este comportamiento se refleja en la variabilidad en los precios mayoristas. Cada vez es más común que se presenten precios marginales bajos en el sistema, incluso negativos, debido a los momentos de exceso de renovables. Cuando la capacidad de producción renovable es mayor que la demanda, esta energía se descarta para mantener el balance en el sistema y la correcta operación de las centrales de base y sincrónicas.

Existen varios ejemplos de mecanismos de precios diferenciados en los mercados de energía y de reserva de capacidad que promueven ajustes en la demanda flexible [149]. Estas propuestas promueven cambios en el consumo en base a paquetes de energía (como los descritos en la sección 2.3.1) que de otra forma no serían despachados, mejorando la eficiencia económica y operativa del mercado. Otro ejemplo es el propuesto en [150], en el cual los autores plantean una nueva etapa en el proceso de cierre del DAM (*market clearing*), donde el operador ofrece oportunidades de energía barata en los momentos donde existe capacidad disponible de generadores con costo cero. Este mecanismo promueve la eficiencia económica en el sistema, sin afectar la utilidad que reciben los generadores y mejorando la que reciben los consumidores y el sistema en su totalidad. La ventaja de este método es que solo agrega un paso extra donde participa la demanda flexible, y agrega también unas pocas restricciones al proceso de cierre del mercado.

El agregador podría utilizar este u otros mecanismos de mercado, para ajustar la demanda agregada de sus clientes. El objetivo es coordinar el consumo o la carga

## Capítulo 5. Agregadores de EVs Residenciales

de EVs no solo en los momentos de poca demanda, sino también cuando existe exceso de energía en el sistema, y sobre todo limpia. Asumimos que el mecanismo de mercado se resume en los siguientes pasos:

1. Se publican los precios de cierre del mercado de energía ( $\sigma_{DA} \in \mathbb{R}^T$ ) para el día siguiente.
2. Se publican paquetes de energía renovables en momentos en los que existe capacidad de generación con costo marginal cero.
3. El agregador acuerda con el operador el precio y el volumen de energía renovables para el día siguiente y coordina las sesiones de carga con sus clientes.

### 5.2.3. Modelo del Agregador

Cada mercado eléctrico es particular y tiene su propia regulación. En los mercados modernos, el agregador puede participar como un tomador de precios en un mercado tipo spot o mantener contratos bilaterales con proveedores y conocer una curva de costos. En algunos casos, el mercado es una combinación de los dos anteriores. Estos modelos y sus mecanismos de participación los vamos a modelar como una función objetivo convexa como describimos a continuación.

Al igual que en el modelo del capítulo 3, el agregador debe decidir cuánta energía tiene que reservar en el mercado para cada instante  $t$  del día de operación en función de la estimación de consumo de sus clientes. Esta decisión queda definida por la variable  $\mathbf{P}_{ev} := (P_{ev}(t); t \in \mathcal{T})$ , vector no negativo que representa la estrategia del agregador en el DAM. Reservar  $\mathbf{P}_{ev}$  supone un costo en el DAM descrito por la función  $C_{ev}(\mathbf{P}_{ev})$ . Los precios en el mercado minorista fijados por el agregador son consecuencia directa de  $C_{ev}(\mathbf{P}_{ev})$ .

En mercados descentralizados basados en contratos (por ej. el modelo europeo), el modelo de costos cuadrático del capítulo 3 aproxima relativamente bien los costos operativos [89, 130]. Definimos:

$$C_{ev}(\mathbf{P}_{ev}) = \sum_{t=1}^T [\beta_1 P_{ev}^2(t) + \beta_2 P_{ev}(t)]$$

Siendo  $\beta_1$  y  $\beta_2$  constantes positivas. La función es convexa, con costo marginal creciente y vale cero cuando  $\mathbf{P}_{ev} = 0$ . Además, el agregador de EV debe asegurar el suministro a sus clientes, y se modela con la siguiente restricción:

$$\mathbf{P}_{ev} \geq \sum_{n=1}^{N_{ev}} \mathbf{x}_n$$

En mercados centralizados como los modelos DAM de EEUU, el agregador es un tomador de precios en un mercado de competencia perfecta, donde el precio lo fija el operador al cerrar el mercado. Asumimos que el operador del mercado promueve la flexibilidad de la demanda. Utilizamos el mecanismo descrito en la

### 5.3. Problema Distribuido

sección anterior. El agregador acuerda un volumen de energía renovable flexible para el día siguiente descrita por el vector  $\mathbf{S}_{re} \in \mathbb{R}^T$ , con parámetros similares a los vistos en el capítulo 2, sección 2.3.1. Éste debe cumplir con la consigna, y además, abastecer la demanda de sus clientes al menor costo posible. Las variables de decisión del agregador que definen la función de costos son  $\mathbf{P}_s, \mathbf{P} \in \mathbb{R}^T$ . Donde  $\mathbf{P}_s$  es el vector que representa la energía renovable contratada, y  $\mathbf{P}$  la energía complementaria reservada a precios de cierre del mercado, necesaria para abastecer la demanda de sus clientes.

La función de costos queda definida como:

$$C_{ev}(\mathbf{P}, \mathbf{P}_s; \{\mathbf{x}_n\}_{n \in \{1:N\}}) := \gamma \|\mathbf{P}_s - \mathbf{S}_{re}\|_2^2 + \rho \|\mathbf{P}_s + \mathbf{P}\|_2^2 + \sigma_{DA}^T \cdot (\mathbf{P}_s + \mathbf{P}) - p_s^T \cdot \mathbf{P}_s - w^T \cdot \sum_n^N \mathbf{x}_n$$

donde el primer término cuadrático en  $C_{ev}(\cdot)$  representa un costo por no cumplir con el volumen de energía acordado con el operador, siendo  $\gamma \in \mathbb{R}^+$  una constante. El segundo término cuadrático promueve una curva de carga plana, el objetivo es evitar que todos carguen al mismo tiempo y que se generen picos de demanda en el sistema, siendo  $\rho \in \mathbb{R}^+$ . El vector  $\sigma_{DA}$  es el precio de cierre del DAM, y puede ser publicado por el operador una vez que cierra el mercado o estimado por el agregador utilizando datos históricos y pronósticos climáticos. Éste término representa el costo de la energía reservada para el día de operación en el DAM. En nuestro caso lo consideramos como un dato de entrada del problema. El vector  $p_s$  describe los incentivos monetarios pagados por el operador sobre  $\mathbf{P}_s$ . Finalmente, el último término representan los ingresos del agregador, siendo  $w \in \mathbb{R}^T$  el precio minorista. En este caso, las variables de decisión del agregador son  $\mathbf{P}_s$  y  $\mathbf{P}$  (podemos entender como  $\mathbf{P}_{ev} := \mathbf{P}_s + \mathbf{P}$ ), y deben maximizar el siguiente problema:

$$\underset{\mathbf{P}, \mathbf{P}_s}{\text{mín}} \quad C_{ev}(\mathbf{P}, \mathbf{P}_s; \{\mathbf{x}_n\}_{n \in \{1:N\}}, w) \quad (5.12)$$

$$s.t. \quad \mathbf{P}_s - \sum_{n \in N} \mathbf{x}_n \leq 0; \quad (5.13)$$

$$\sum_{n \in N} \mathbf{x}_n - \mathbf{P}_s(t) - \mathbf{P}(t) \leq 0 \quad (5.14)$$

$$0 \leq \mathbf{P}_s \leq \mathbf{S}_{re}$$

$$0 \leq \mathbf{P} \leq \mathbf{P}^{max}$$

La restricción (5.13) obliga al agregador a consumir la energía acordada con el operador. La restricción (5.14) asegura que la estrategia del agregador en el DAM sea suficiente para brindar los servicios de carga a sus usuarios.

### 5.3. Problema Distribuido

En esta sección nos centramos en cómo desacoplar el problema entre los participantes, en este caso el agregador y sus clientes, y proponer un algoritmo distribuido

## Capítulo 5. Agregadores de EVs Residenciales

para la coordinación. Nos interesa el modelo de mercado donde el operador ofrece paquetes de energía proveniente de renovables a precios diferenciales, sin embargo, se puede utilizar cualquiera de los dos modelos de participación del agregador. El agregador acuerda con el operador un paquete  $S_{re}$  de energía, y luego debe incentivar a sus usuarios a consumir esta energía. El resto de la demanda que no se cubre con  $S_{re}$  se debe comprar en el mercado a un precio  $\sigma_{DA}$ .

Para gestionar la demanda utilizamos el modelo del capítulo 3, donde se plantea un problema de *social welfare* en el sistema y se utiliza una descomposición dual para distribuir el problema. Para hallar el equilibrio del mercado utilizamos el método iterativo del subgradiente, donde el agregador actualiza los precios minoristas en función de la información recibida de sus clientes.

Utilizamos el método ADMM para separar los problemas de equilibrar el mercado y la de buscar soluciones esparsas. Una representación del modelo se ilustra en la figura (5.1). Cuando se alcanza el equilibrio, el agregador comunica al operador del sistema la energía reservada  $\mathbf{P}_{ev} = \mathbf{P}_s + \mathbf{P}$ , cumpliendo con la consigna acordada con el operador para no pagar costos administrativos.

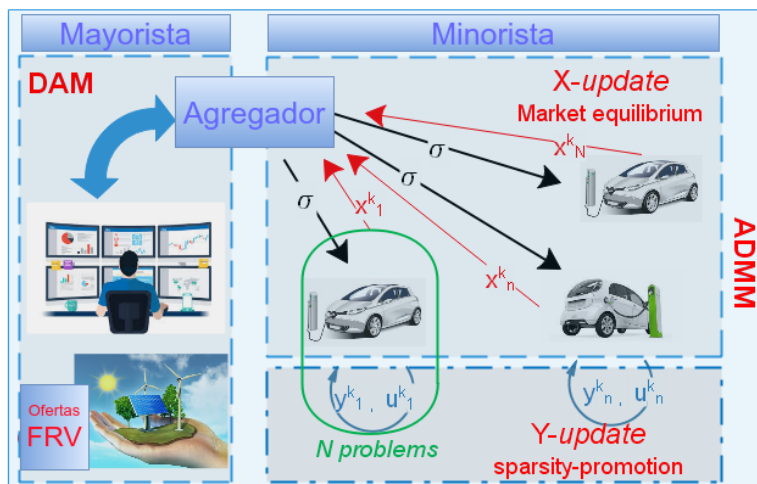


Figura 5.1: Dinámica del sistema

5.3.1. Problema *Social Welfare*

El problema de maximizar el beneficio en el sistema o *social welfare* (agregador y sus clientes) queda definido como:

$$\max_{\mathbf{P}_s, \mathbf{P}, \{\mathbf{x}_n\}} \mathbb{W}(\mathbf{P}_s, \mathbf{P}, \{\mathbf{x}_n\}_{n \in \{1:N\}}) := \sum_{n=1}^N G_n(\mathbf{x}_n) - C_{ev}(\mathbf{P}, \mathbf{P}_s; \{\mathbf{x}_n\}) \quad (5.15)$$

$$s.t. \quad \mathbf{x}_n \in \mathcal{X}_n, \forall n \in \{1, \dots, N\}$$

$$\mathbf{P}_s - \sum_{n \in N_{ev}} \mathbf{x}_n \leq 0 \quad (5.16)$$

$$\sum_{n=1}^{N_{ev}} \mathbf{x}_n - \mathbf{P}_s - \mathbf{P} \leq 0 \quad (5.17)$$

$$0 \leq \mathbf{P}_s \leq \mathbf{S}_{re} \quad (5.18)$$

$$0 \leq \mathbf{P} \leq \mathbf{P}^{max} \quad (5.19)$$

donde las restricciones que acoplan las variables de decisión de los agentes son (5.16)-(5.17). La función de costo  $C_{ev}$  del agregador es una función *diferenciable* y convexa por construcción, pero la función  $G_n$  si bien es convexa es *no diferenciable*. Como resultado, la función objetivo (5.15) del *social welfare* es una función no diferenciable. Para separar la parte diferenciable y no diferenciable utilizamos el método ADMM visto en el capítulo 3, sección (3.2.2).

Vamos a llevar el modelo a la siguiente formulación del método ADMM:

$$\begin{aligned} \min \quad & F(X) + G(Y) \\ s.t. \quad & X - Y = 0 \end{aligned} \quad (5.20)$$

Para esto utilizamos las siguientes definiciones:

- $\mathcal{X}_n := \{\mathbf{x}_n \mid \mathbf{x}_n \text{ satisface (5.3)- (5.8) }, n = \{1..N_{EV}\}$
- $\mathcal{X}_{n+1} := \{\mathbf{x}_{n+1} \mid \mathbf{x}_{n+1} := \mathbf{P}_s \mid 0 \leq \mathbf{P}_s \leq \mathbf{S}_{RE}\}$
- $\mathcal{X}_{n+2} := \{\mathbf{x}_{n+2} \mid \mathbf{x}_{n+2} := \mathbf{P} \mid 0 \leq \mathbf{P}\}$
- $\mathcal{X} = \mathcal{X}_1 \times \mathcal{X}_2 \times \dots \times \mathcal{X}_n \times \mathcal{X}_{n+1} \times \mathcal{X}_{n+2}$
- $\mathcal{B}^{(1)}(X) = \begin{cases} 0, & \text{if } X \in \mathcal{X} \\ +\infty, & \text{otra opción} \end{cases}$
- $\mathcal{B}^{(2)}(X) = \begin{cases} 0, & \text{if } \sum_n^N \mathbf{x}_n \geq \mathbf{x}_{n+1} \\ +\infty, & \text{otra opción} \end{cases} \quad (\mathbf{P}_s < \sum \mathbf{x}_n)$
- $\mathcal{B}^{(3)}(X) = \begin{cases} 0, & \text{if } \sum_n^N \mathbf{x}_n \leq \mathbf{x}_{n+1} + \mathbf{x}_{n+2} \\ +\infty, & \text{otra opción} \end{cases} \quad (\sum \mathbf{x}_n \leq \mathbf{P}_s + \mathbf{P})$

## Capítulo 5. Agregadores de EVs Residenciales

En estas definiciones,  $\mathcal{B}^{(1,2,3)}(X)$  son funciones barrera que permiten soluciones dentro del conjunto factible.

La variable  $Y$  es una copia de  $X$ , esto nos permite separar los problema del mecanismo de mercado del capítulo 3 y que los usuarios prioricen soluciones con la menor cantidad de instancias de carga en forma coordinada. Las funciones  $F(X)$  y  $G(Y)$  quedan definidas de la siguiente manera:

$$F(X) := C_{ev}(X) + \sum_{i=1}^3 \mathcal{B}^{(i)}(X)$$
$$G(Y) := \sum_{n=1}^N G_n(\mathbf{y}_n) = \sum_{n=1}^N \lambda \|\mathbf{y}_n\|_1$$

### 5.3.2. Método ADMM

Al introducir una variable y una restricción adicional, hemos simplificado el problema (5.15) separando la función objetivo en dos partes que dependen de dos variables diferentes,  $X$  e  $Y$  [93]. La forma escalar del lagrangiano aumentado del problema (5.20) queda definido como [93, 151]:

$$\mathcal{L}_\rho = F(X) + G(Y) + \frac{\rho}{2} \|X - Y + U\|_F^2 - \frac{\rho}{2} \|U\|_F^2$$

donde  $U$  es la forma escalada del multiplicador de Lagrange,  $\rho$  es un escalar positivo de tamaño apropiado, y utilizamos la norma Frobenius<sup>4</sup> en el término de penalidad del lagrangiano.

El ADMM realiza una actualización secuencial de las variables de optimización  $X$  e  $Y$  seguido de la actualización del multiplicador de Lagrange (sección 3.2.2). En la actualización  $X$  - *update* el sistema resuelve el equilibrio del mercado entre el agregador y sus clientes. Para encontrar el equilibrio utilizamos el modelo del capítulo 3. En este problema, el agregador minimiza el costo en el DAM y los usuarios planifican su carga en función de sus restricciones y el precio de la energía que les envía el agregador. El EMS de cada usuario minimiza el costo de cargar la batería, pero además, prioriza soluciones que estén cerca de la solución del paso  $Y$  - *update* de la iteración anterior.

El paso de actualización  $X$  queda definido como:

#### ***X-update step***

---

<sup>4</sup>Dada una matriz  $A \in \mathbb{R}^{p \times q}$ , la norma de Frobenius de la matriz  $A$  se define como  $\|A\|_F = (\sum^p \sum^q a_{ij}^2)^{1/2}$ .

$$\begin{aligned}
 X^{k+1} &:= \arg \min_X \mathcal{L}_\rho(X, Y^k, U^k) \\
 &:= \arg \min_X C_{ev}(\mathbf{P}_s, \mathbf{P}) + \mathcal{B}^{(1,2,3)}(X) + \frac{\rho}{2} \left\| X - V^k \right\|_F^2 \\
 &:= \arg \min_{X \in \mathcal{X}} C_{ev}(\mathbf{P}_s, \mathbf{P}) + \frac{\rho}{2} \left\| X - V^k \right\|_F^2 \tag{5.21}
 \end{aligned}$$

$$:= \arg \min_{\mathbf{P}_s, \mathbf{P}, \{\mathbf{x}_n\}} C_{ev}(\mathbf{P}_s, \mathbf{P}) + \frac{\rho}{2} \sum_{n=1}^N \left\| \mathbf{x}_n - \mathbf{v}_n^k \right\|_2^2 \tag{5.22}$$

$$s.t. \quad \mathbf{x}_n \in \mathcal{X}_n \tag{5.23}$$

$$\sum_{n=1}^{N_{ev}} \mathbf{x}_n - \mathbf{P}_s - \mathbf{P} \leq 0 \quad (\sigma) \tag{5.24}$$

$$\sum_{n=1}^{N_{ev}} \mathbf{x}_n - \mathbf{P}_s \geq 0 \quad (\epsilon_s) \tag{5.25}$$

donde definimos  $V^k := Y^k - U^k$ . La definición de la norma de Frobenius nos permite escribir (5.21) como una suma de funciones y descomponer el problema en  $(N + 1)$  subproblemas como en el capítulo 3. Definimos los multiplicadores  $\sigma$  y  $\epsilon_s$  que relajan las restricciones de acople (5.24) y (5.25). Los problemas desacoplados en la iteración  $k$  quedan definidos de la siguiente manera:

#### Usuarios

$$\mathbf{x}_n^{k+1} := \min_{\mathbf{x}_n} (w^k)^T \cdot \mathbf{x}_n + \delta/2 \left\| \mathbf{x}_n - \mathbf{v}_n^k \right\|_2^2 \tag{5.26}$$

$$s.t. \quad \mathbf{x}_n \in \mathcal{X}_n$$

$$w^k = \sigma^k - \epsilon_s^k \quad (\text{Precio enviado por el agregador})$$

#### Agregador

$$\begin{aligned}
 \mathbf{P}_s^{k+1}, \mathbf{P}^{k+1} &:= \min_{\mathbf{P}_s, \mathbf{P}} \gamma \left\| \mathbf{P}_s - \mathbf{S}_{re} \right\|_2^2 + \rho \left\| \mathbf{P}_s + \mathbf{P} \right\|_2^2 - (\sigma - \sigma_{da})^T (\mathbf{P}_s + \mathbf{P}) \\
 &\quad - (p_s - \epsilon_s)^T \mathbf{P}_s + \delta/2 \left\| (\mathbf{P}_s, \mathbf{P}) - (v_{N+1,2})^k \right\|_2^2 \tag{5.27}
 \end{aligned}$$

$$s.t. \quad 0 \leq \mathbf{P}$$

$$0 \leq \mathbf{P}_s \leq \mathbf{S}_{RE}$$

#### Actualización de precios minoristas

$$\epsilon_s^{k+1} := \epsilon^l + \alpha_s^l (\mathbf{P}_s - \sum_n \mathbf{x}_n) \tag{5.28}$$

$$\sigma^{k+1} := \sigma^k + \alpha^l \left( \sum_n \mathbf{x}_n - \mathbf{P}_s - \mathbf{P} \right) \tag{5.29}$$

donde  $\mathbf{v}_n^k := \mathbf{y}_n^k - \mathbf{u}_n^k$ . El precio minorista que ven los usuarios es  $w^k = \sigma^k - \epsilon_s^k$ . Algunas observaciones: El multiplicador  $\sigma$  es el precio minorista que impone el

## Capítulo 5. Agregadores de EVs Residenciales

agregador y sirve para recuperar sus costos operativos de participar en el DAM. Este precio es una referencia del precio que cierra el DAM  $\sigma_{DA}$  y al que debe pagar la energía el agregador. El precio o multiplicador  $\epsilon_s$  sirve para corregir el precio minorista a la baja si el agregador no llega a cubrir la consigna de energía acordada con el operador ( $S_{re}$ ), incentivando un mayor consumo en esos instantes. Por último, el término de penalidad del lagrangiano aumentado del agregador es cero, debido a que no hay ninguna exigencia sobre las variables  $y_{N+1}$  y  $y_{N+2}$  en la actualización  $Y - update$ .

En el paso  $Y - update$ , el EMS debe resolver un problema sin restricciones, buscando soluciones que minimicen su norma  $L_1$  pero que se mantengan cerca de un vector referencia (solución del problema de actualización de la variable  $X$ ), este *trade-off* entre ambas funciones es balanceado por la constante  $\lambda$ .

### ***Y-update step***

$$\begin{aligned}
 Y^{k+1} &:= \arg \min_Y \mathcal{L}_\rho(X^{k+1}, Y, U^k) \\
 &:= \arg \min_Y G(Y) + \frac{\rho}{2} \left\| Y - (X^{k+1} + U^k) \right\|_F^2 \\
 &:= \arg \min \sum_n^{N_{ev}} \lambda_n \cdot \|\mathbf{y}_n\|_1 + \frac{\rho}{2} \sum_n^{N_{ev}} \left\| \mathbf{y}_n - \mathbf{z}_n^k \right\|_2^2
 \end{aligned} \tag{5.30}$$

donde definimos  $\mathbf{z}^k := (\mathbf{x}^{k+1} + \mathbf{u}^k)$ . Este problema también es separable, uno para cada usuario, y se resuelve en forma local por el EMS únicamente con la información de la actualización  $\mathbf{x}_n^{k+1}$  del paso anterior. El problema que resuelve el EMS del usuario  $n$  es:

$$\mathbf{y}_n := \min_{\mathbf{y}_n} \lambda_n \|\mathbf{y}_n\|_1 + \frac{\rho}{2} \left\| \mathbf{y}_n - \mathbf{z}_n^k \right\|_2^2 \tag{5.31}$$

Por último se actualiza el multiplicador de lagrange también forma local por el EMS.

### ***U-update step***

$$U^{k+1} := U^k + X^{k+1} - Y^{k+1}$$

El algoritmo resuelve el equilibrio del mercado en el paso de actualización  $X$  utilizando un mecanismo similar al del capítulo 3, y en la actualización de  $Y$  intenta aproximar soluciones próximas al perfil de carga encontrado en el paso  $X$  y que concentren la carga en algunos instantes de tiempo. El parámetro  $\lambda$  en la actualización  $Y$  sirve para aproximarse a las soluciones esparsas de forma controlada (suave), evitando un cambio brusco en las decisiones y evitar saltar de una solución que concentre la carga en  $t_i$  a otra  $t_j$  de una iteración a la siguiente. Esto quedará más claro en las sección simulaciones. La Figura (5.2) muestra cómo intercambian información los participantes y donde se actualizan las variables.

## 5.4. Simulación y Análisis

Consideramos que cada usuario cuenta con un EMS que controla el EVSE en forma directa, o mediante alguna plataforma digital en la nube, y planifica la



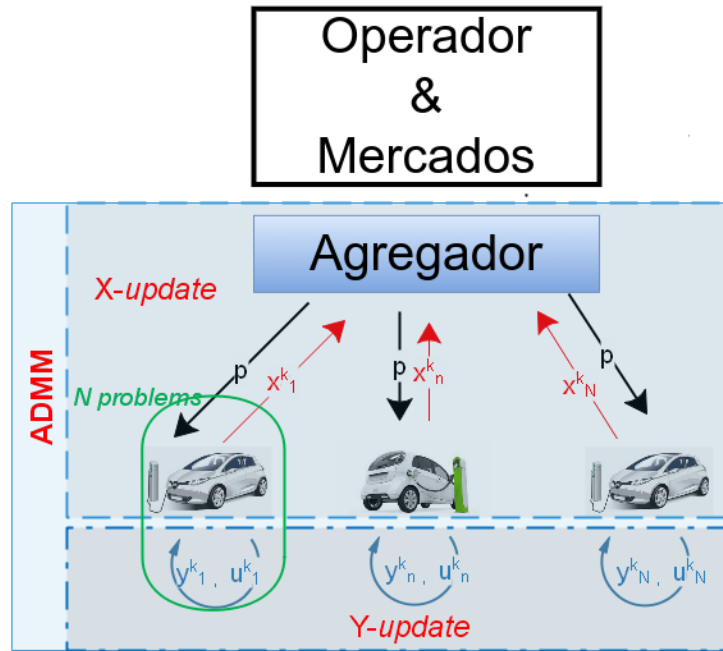


Figura 5.2: Información que intercambian los participantes y donde se actualizan las variables

carga de su EV para el día siguiente. El EMS es capaz de estimar los patrones de movilidad diarios del usuario, los momentos en que el EV se encuentra conectado a la red y las restricciones de salud de la batería. El EVSE es tipo 2 hasta 7kW de potencia y el EMS considera en su plan de carga las preferencias del usuario.

Los patrones de movilidad  $e_n$  y la disponibilidad de conexión a la red  $I_n$  de los usuarios se simulan mediante variables aleatorias a partir de una distribución binomial. Consideramos una media de 20km diarios en la mañana entre las 06:00 y las 10:00 y otros 20 km entre las 18:00 y las 21:00. Se asume que los vehículos permanecen estacionados y conectados a la red entre el 80-85% del tiempo.

El agregador coordina las sesiones de carga de 50 vehículos de características residenciales, por ejemplo el parking de un edificio de apartamentos multifamiliar. Se considera un horizonte temporal de 24 horas en intervalos de tiempo de una hora. El agregador participa en el DAM como un tomador de precios. Utilizamos los precios mayoristas del 4 de diciembre de 2020 del mercado DAM de PJM. Vamos a comparar dos escenarios, en el primero el agregador se rige por los precios publicados en el mercado mayorista. En el segundo el operador y el agregador acuerdan la colocación de energía  $\{80, 80, 65, 65\}$  kW en los instantes de tiempo  $t = \{10, 11, 12, 13\}$  horas a un precio diferencial de 19 USD/MWh. Esto define el vector  $S_{re}$  del agregador.

En la figura (5.3), se muestra la evolución del algoritmo para uno de los EVs. Se puede apreciar como evolucionan las variables  $x_n$  (en azul) e  $y_n$  (en rojo) a medida que avanzan las iteraciones. En las primeras iteraciones, el EMS genera una solución para  $x_n$  que distribuye la energía (la carga) en varios instantes de

## Capítulo 5. Agregadores de EVs Residenciales

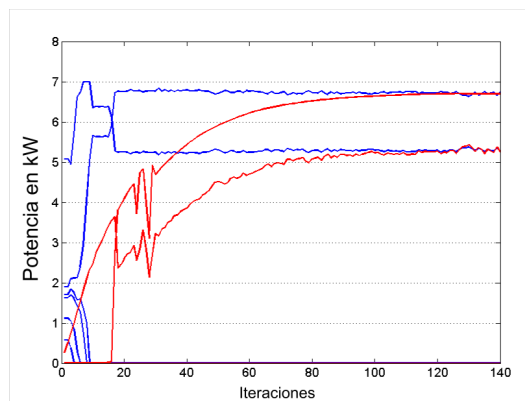


Figura 5.3: Actualizaciones  $x^k$  (azul) e  $y^k$  (rojo)

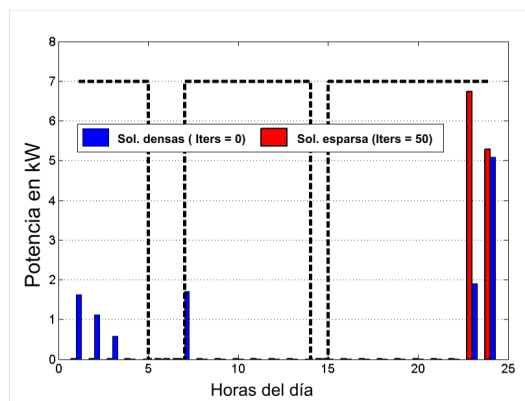


Figura 5.4: Perfil de carga al inicio del algoritmo (en azul) y al final del algoritmo (rojo)

tiempo considerando valores continuos. La evolución del algoritmo va priorizando la carga en algunos instantes de tiempo, haciendo crecer lentamente la tasa para ciertos instantes y apagando otros.

La Figura (5.4) muestra en azul la solución del perfil de carga inicial, donde la energía está distribuido en varios slots de tiempo. En rojo se muestra el resultado final del algoritmo, donde la carga se concentra en dos instantes de tiempo. En la línea negra punteada se resaltan los instantes de tiempo que el EV se encuentra conectado al EVSE.

En la Figura (5.5) se muestra la dinámica de la batería para el EV #5, los parámetros de movilidad del usuario (línea naranja) y los intervalos en que el EV se encuentra conectado al EVSE. En la imagen izquierda se muestra el proceso de carga cuando se utilizan tasas continuas (iteración 1), y en la imagen de la derecha se muestra el resultado final del algoritmo cuando se usan tasas discretas. En la Figura (5.6) se muestra como evoluciona el algoritmo en éste EV.

## 5.4. Simulación y Análisis

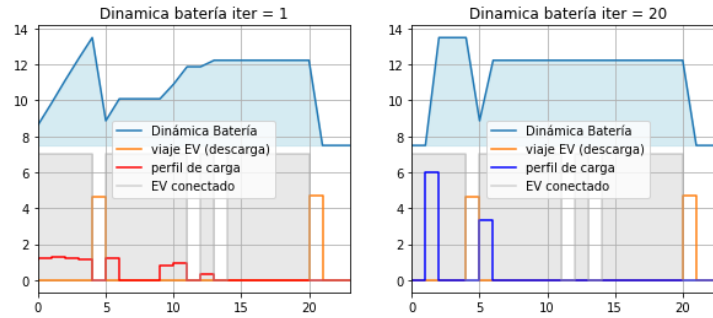


Figura 5.5: En la figura se aprecia la dinámica de la batería para EV #5. Se aprecia como la batería se carga en forma lenta en la figura de la izquierda, con tasas de carga continua. En la figura de la izquierda se aprecia como el EMS programa la carga en dos instantes de tiempo, utilizando el máximo de la potencia de carga.

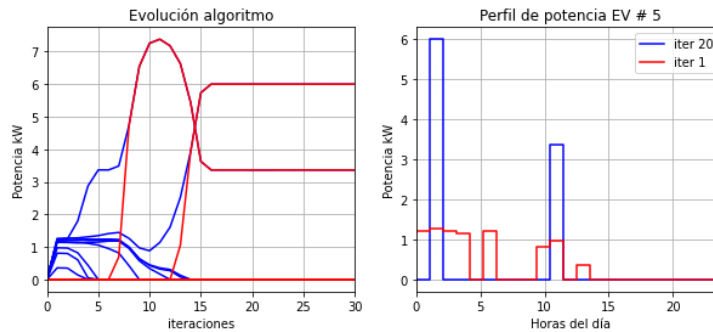


Figura 5.6: En la figura se aprecia la evolución del algoritmo a medida que avanzan las iteraciones para el EV#5. En la izquierda se aprecia en azul las actualizaciones de la variable  $x_5$ , y en rojo la evolución de la variable  $y_5$ . Se puede apreciar como al inicio del algoritmo las soluciones son densas, pero estas se van dando prioridad a determinados intervalos, ajustándose con los demás EVs en forma progresiva. En la figura de la derecha se muestra el perfil de carga inicial en azul y final en rojo.

En la Figura (5.7), se presentan los resultados del algoritmo desde la perspectiva del agregador. Las barras grises representan la señal  $S_{re}$ . Las líneas azules reflejan los precios en el eje de las ordenadas del lado derecho de la figura. La línea punteada son los precios mayoristas DAM publicados por el operador, mientras que la línea punteada son los precios minoristas que publica el agregador.

La línea roja y verde muestran dos esquemas de carga del agregador en dos situaciones distintas. La línea roja corresponde a la solución cuando el agregador no acuerda por ofertas con el operador, y en este caso, el costo de la energía esta dado por el precio DAM que publica el operador en todos los intervalos de tiempo. En la línea verde, el agregador y el operador acuerdan un paquete de renovables a un precio diferencial de 19 U\$S/MW (zona gris). Estos momentos de sobregeneración durante el día son característicos de sistemas con mucha penetración solar, donde en la mañana se generan problemas de *ramping* en el sistema por la salida del sol. En este caso la cargas se concentran en los usuarios que permanecen en sus casas o

## Capítulo 5. Agregadores de EVs Residenciales

que cuentan con un cargador en su lugar de trabajo. Esta puede ser una debilidad y/o una dificultad para esta propuesta porque en general los puestos de carga en el trabajo no son de propiedad del usuario o se comparten entre varios usuarios.

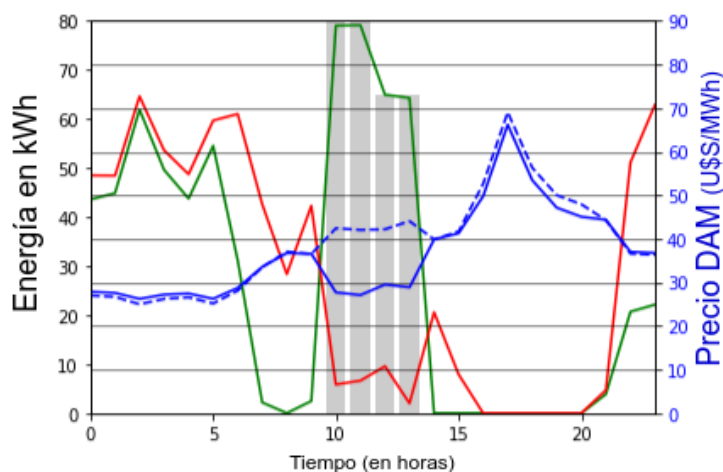


Figura 5.7: Demanda del agregador en el DAM. La zona sombreada representa un *target* de energía acordada entre el operador y el operador a un precio diferencial. La línea verde representa la carga a precios DAM. La línea azul punteada representa el precio DAM y el azul el precio minorista cuando el agregador acuerda un paquete diferencial con el operador.

En la Figura (5.8) se muestra en la fila superior dos matrices que representan los perfiles de carga de 25 EVs. En la izquierda se muestra el perfil de carga de los EVs en la iteración 1. Se aprecia como el resultado es una matriz densa, con componentes no nulos en la mayoría de los instantes de tiempo donde los precios son bajos. En la figura de la derecha se muestra la matriz en la iteración 20, donde se puede ver como se concentran los instantes de carga en unos pocos slots de tiempo, resultando en una matriz esparsa. En la fila inferior se muestran como referencia los precios del mercado minorista y a la derecha los perfiles de carga inicial y final del EV #5.

En la Figura (5.9) se muestra la convergencia del algoritmo, donde se observan dos criterios de convergencia marcados por los residuos primal y dual [93]. Se puede apreciar como ambos convergen a cero a medida que avanzan las iteraciones.

### 5.5. Comentarios Finales

En este capítulo se propone un algoritmo distribuido en el cual un agregador hace de intermediario entre el mercado mayorista y un conjunto de EV residenciales. El algoritmo promueve concentrar la carga en unos pocos instantes de tiempo. Para esto los EVs deben coordinarse para buscar el equilibrio del mercado junto con el agregador, y además utilizar tasas de cargas discretas modeladas como perfiles de cargas esparsos. Se propone el método ADMM para coordinar ambos problemas.

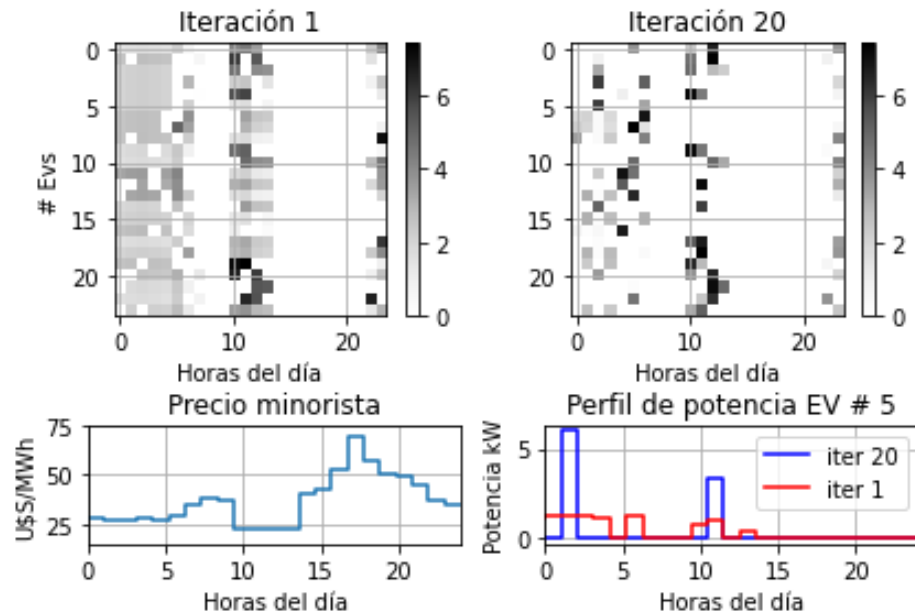


Figura 5.8: En la imagen superior de la figura, se ordenan los perfiles  $x_n$  de consumo de los EVs del #0 al #24. El color en cada entrada de la matriz se corresponde con la tasa de carga. En la izquierda se observa una matriz densa, con valores de carga medios. En la derecha observa una matriz esparsa, con tasas de carga cercanas al máximo de la capacidad del EVSE. Abajo a la izquierda se muestra el precio minorista como referencia, y a la derecha el ejemplo del EV#5, que sirve como referencias para las figuras superiores.

Una de las desventajas del algoritmo es que mantiene la lenta convergencia en el equilibrio del mercado en el paso  $X - update$ , debido a que no se abordó esta característica del método del subgradiente en la descomposición del problema. Esto impide que el algoritmo sea escalable con la cantidad de usuarios residenciales y será objeto de estudio en el siguiente capítulo. Otra desventaja del método es el parámetro  $\lambda$  y cómo ajustarlo.

En general los patrones de movilidad de los usuarios son muy predecibles, y la energía diaria que consume el EV mantiene este patrón. Ésta información podría ser incorporada al algoritmo como ranuras de tiempo preferenciales del usuario, para que dentro de lo posible cargue siempre en esos instantes. En caso de modificar la energía que necesita, por ejemplo frente a la necesidad de completar su batería debido a un viaje largo, el algoritmo igual puede adaptarse en forma dinámica. Esta información de preferencia de los momentos de carga se puede incorporar al sistema como semilla en el paso  $y - update$ . Por otro lado, el algoritmo solo necesita de algunas iteraciones (secuencias de actualización del ADMM) para converger, y mantener el slot en el que se carga solo aportaría una sensación de seguridad al usuario.

En edificios multifamiliares, los EVSEs suelen ser privados, mientras que el acceso a la red es compartido. Si se dimensiona la infraestructura para que todos los usuarios puedan acceder sin coordinación, se incurrirá en costos fijos innecesarios

## Capítulo 5. Agregadores de EVs Residenciales

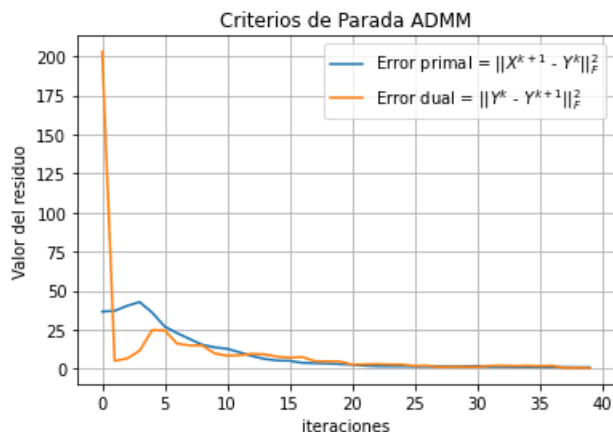


Figura 5.9: Convergencia de los residuos de ADMM, el valor de estos residuos puede utilizarse como criterio de parada del algoritmo.

y la infraestructura estará ociosa la mayor parte del tiempo. Cada usuario tiene preferencias privadas que no compartirá con los demás, pero el punto de conexión entre los usuarios del parking del edificio es compartido y se debe acceder en forma coordinada. Si todos los usuarios acceden al mismo tiempo, por ejemplo al inicio de la hora barata en una tarifa ToU, se requerirá mucha potencia durante un periodo de tiempo corto, dejando la red ociosa el resto del día.

El método de descomposición dual permite descomponer el problema en varios niveles. Como vimos en el capítulo 3, una separación en niveles puede involucrar al agregador, el DSO y los usuarios. Un operador de EVSEs puede intervenir como intermediario entre el agregador y algunos EVs, controlando los límites de la red en común, como puede ser en un edificio residencial. En este caso, el agregador interactúa con la EMS del edificio, y este se encarga de coordinar con los usuarios a nivel local, habilitando el acceso ordenado de los EVs con tasas discretas y sin sobrecargar la infraestructura.

En el siguiente capítulo vamos a ver cómo podemos abordar el problema de la lentitud de convergencia para hallar el equilibrio del mercado. En particular nos interesa el problema cuando participan un número muy grande de usuarios, donde existen problemas para recolectar o recibir la información. Nos interesa modelar el problema y entender como el agregador puede tomar buenas decisiones con la información disponible y con limitadas consultas a sus clientes.

# Capítulo 6

## Agregador de EVs en la Ciudad

### 6.1. Introducción y Motivación

La acelerada digitalización en el sector eléctrico y las capacidades habilitadas por las tecnologías IoT y 5G para la conexión de dispositivos a Internet, están dando lugar a una transformación significativa en los modelos comerciales tradicionales de esta industria. Este proceso de digitalización ha permitido descentralizar las operaciones, generando nuevas oportunidades de negocio con modelos *asset light*<sup>1</sup> característico de servicios tecnológicos y la economía digital. En este enfoque, los recursos son propiedad de los usuarios, mientras que los agregadores desempeñan el rol de proveer servicios de coordinación y visualización de la información. Otros ejemplos incluyen las plataformas que facilitan las transacciones *p2p*<sup>2</sup> y los modelos *Energy as a Service* o *EaaS*<sup>3</sup>. Un aspecto crucial de todos estos modelos digitales es que están basados en software, lo que los hace inherentemente más flexibles ante los cambios, personalizables e intuitivos para los usuarios finales. Las herramientas y plataformas digitales pueden facilitar y acelerar la transición energética al mejorar la eficiencia y flexibilidad en el lado de la demanda [152].

Los agregadores y *utilities* pueden ofrecer servicios de gestión de carga utilizando plataformas digitales en la nube, donde los usuarios residenciales y comerciales tienen la posibilidad de suscribirse y controlar el EVSE y el proceso de carga de sus EVs. Las decisiones de consumo de los EVs siguen estando en manos del EMS del

---

<sup>1</sup>En los modelos *asset light*, los activos pertenecen al usuario (cliente) y el valor del producto es habilitar una plataforma que permita la coordinación y gestión de estos recursos en forma descentralizada. Ejemplos exitosos son Uber, AB&B, Booking

<sup>2</sup>Los modelos *peer-to-peer* o *p2p* habilitan mercados en línea (generalmente mercados locales en distribución) donde los productores y consumidores pueden comercializar electricidad sin un intermediario, lo que permite a los usuarios y comunidades tomar el control de sus activos de generación de energía.

<sup>3</sup>Los modelos *Energy as a Service* (EaaS) es un modelo de pago por uso en el que los clientes finales solo pagan por el servicio recibido (servicio de energía), en lugar del producto físico o la infraestructura que proporciona el servicio (paneles solares, gestión de energía). En los modelos *EaaS*, los clientes en general pagan una suscripción o tarifa mensual al proveedor de servicios.

## Capítulo 6. Agregador de EVs en la Ciudad

usuario, el cual puede ser una aplicación de su teléfono móvil. El agregador traduce estas decisiones al EVSEs suscrito a su plataforma digital mediante protocolos generalmente estandarizados, como el OCPP y OCPI de *Open Charge Alliance*<sup>4</sup>. El EMS tiene acceso a información privada del usuario, y el usuario puede introducir o modificar en forma sencilla sus preferencias (por ejemplo, un nivel mínimo de carga de la batería o la previsión de un viaje largo). Asimismo, el agregador puede ofrecer planes personalizados y proporcionar una interfaz que permita visualizar información sobre su consumo de energía, los costos, la fuente de generación y las ofertas disponibles. Además, estos sistemas pueden ser utilizados por el agregador para ofrecer servicios de flexibilidad de la demanda en los mercados, al agregar usuarios finales.

El método de descomposición y de subgradiente que utilizamos en los capítulos 3 y 5, con el agregador interactuando con los usuarios en formato de planificación *day-ahead*, parece ser apropiado para estos sistemas debido a su mecanismo simple, conceptos de mercado claros y la transparencia en la información que maneja, como los precios y perfiles de consumo. En principio, esto lo hace atractivo y fácil de entender e incorporar para el usuario. Sin embargo, este modelo presenta algunas limitaciones. Por un lado, la convergencia del método del subgradiente es lenta y requiere de un gran número de iteraciones para alcanzar el equilibrio. Por otro lado, la formulación del subgradiente del problema dual implica que todos los usuarios deben enviar información de forma sincronizada al agregador en cada iteración. Esto plantea dificultades para su implementación práctica, ya que la sincronización puede ser complicada cuando el número de usuarios es muy grande. Además, puede generar sobrecarga en la red de telecomunicaciones y requerir un procesamiento considerable por parte del EMS, especialmente cuando se ejecuta en dispositivos con recursos limitados, como los teléfonos móviles.

Con el objetivo de mitigar estas limitaciones, se propone en este capítulo la modelización del sistema mediante herramientas de optimización empleadas en problemas de gran escala, aprovechando la información y la estructura inherentes al problema. Los usuarios finales tienen patrones de movilidad similares, con lo cual, cuando la población de usuarios es muy grande (clientes residenciales en una ciudad o región) parece intuitivo consultar solo a una muestra aleatoria de éstos para tener una idea de cómo va a reaccionar la población en su conjunto. Esta idea es similar a los modelos de encuestas o censos poblacionales, donde a través de una muestra aleatoria de la población, puedo conocer el comportamiento en media de la población. Los métodos estocásticos muestran un desempeño satisfactorio al tomar decisiones óptimas en situaciones en las que no podemos esperar a tener toda la información o cuando ésta no se encuentra a nuestra disposición, así como cuando la sincronización entre los participantes resulta altamente compleja. Esta es la idea que motiva este capítulo, en el cual tratamos de modelar el problema de encontrar el equilibrio del *social welfare* del sistema como un problema estocástico manteniendo las propiedades de los modelos anteriores y mejorar los problemas de comunicación. El objetivo es modelar el problema de manera que el agregador interactúe en cada iteración sólo con algunos usuarios elegidos en forma aleatoria

---

<sup>4</sup>*Open Charge Alliance* (OCA) url: <https://www.openchargealliance.org/>



y alcanzar de todos modos el precio de equilibrio.

### 6.1.1. Contexto

Como vimos en el capítulo 3, asumimos por construcción que el problema de optimización del *social welfare* entre el agregador y los usuarios es convexo (capítulo 3, sección 3.3.5) y nos centramos en resolver su problema dual. El problema dual es cóncavo, pero generalmente no es diferenciable. Para aproximar una solución de equilibrio utilizamos el método iterativo de subgradiente (capítulo 3, sección 3.2.2). Al descomponer el problema, podemos obtener un subgradiente  $g(\lambda)$  del problema dual  $q(\lambda)$  para cada iteración  $k$  de la siguiente manera:

$$g(\lambda^k) := \sum_{n=1}^N x_n^*(\lambda^k) - P_{ev}^*(\lambda^k) \quad \text{siendo} \quad g(\lambda^k) \in \partial q(\lambda^k) \quad (6.1)$$

donde:

$$x_n^*(\lambda^k) \in \arg \min_{x_n \in \chi_n} L_n(x_n; \lambda^k) \quad \forall n \in \{1, \dots, N_{ev}\} \quad (6.2)$$

$$P_{ev}^*(\lambda^k) \in \arg \min_{P^{min} \leq P_{ev} \leq P^{max}} L_{agg}(P_{ev}; \lambda^k) \quad (6.3)$$

donde  $x_n^*(\lambda)$  es la mejor respuesta del usuario del EV  $n$  a la variable dual  $\lambda$  (precio de la energía),  $\sum_n x_n^*(\lambda)$  es la demanda agregada de los clientes y  $P_{ev}^*(\lambda)$  es la estrategia óptima del agregador en el mercado mayorista cuando propone el precio  $\lambda$  a sus clientes.

La siguiente recursión es la base del método iterativo del subgradiente:

$$\lambda^{k+1} = \lambda^k + \alpha_k \cdot g(\lambda^k)^T \quad (6.4)$$

siendo el *learning rate*  $\alpha_k$  una constante positiva. La Figura (6.1) describe la interacción entre los participantes. El agregador propone un precio y los usuarios responden con la planificación de carga de su EV. Con la información que recibe de sus clientes el agregador ajusta su estrategia y vuelve a formular un precio. El problema se puede separar en dos niveles. En el nivel inferior, cada participante resuelve un subproblema (6.2) y (6.3). En el nivel superior, tenemos el problema maestro (6.4), donde el coordinador es responsable de actualizar la variable dual  $\lambda$ .

Esta interacción de dos niveles alcanza el equilibrio, fijando una plan de carga para cada EV y un precio de la energía para el día siguiente. El algoritmo (2), similar al propuesto en los capítulos 3 y 5, describe el mecanismo de mercado en el sistema.

Capítulo 6. Agregador de EVs en la Ciudad

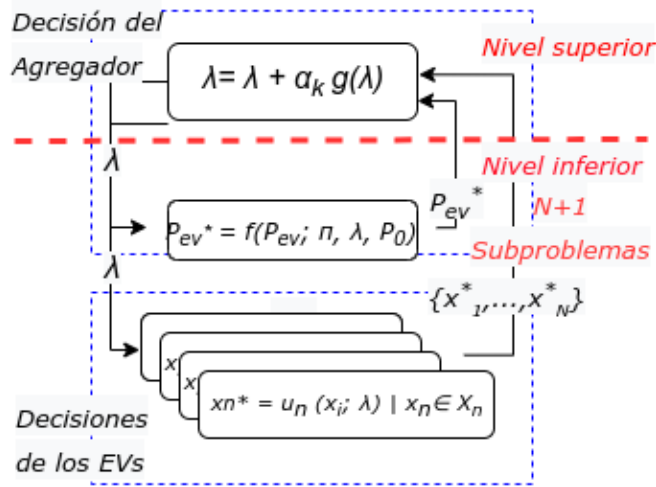


Figura 6.1: En la figura se muestra el intercambio de información entre un conjunto de  $N$  EVs y el agregador en un modelo descentralizado de dos niveles. El EMS de cada usuario recibe el precio para el día siguiente y elabora un perfil de carga  $x_n^*$  que envía a la *utility* para que ajuste nuevamente el precio.

---

**Algorithm 2** Algoritmo de subgradiente (*batch*) completo

---

**Input:**  $\lambda^0, \alpha_1, \dots, \alpha_T, k = 0$

- 1: **repeat**  $k \leftarrow k + 1$
- 2:     **for**  $n \leftarrow 1$  to  $N$  **do** (*Agregador*)
- 3:         Output  $\lambda^k$
- 4:         recibe  $x_n^*(\lambda^k) \in \arg \min L_n(x_n; \lambda^k)$
- 5:     **end for**
- 6:     Fijar  $s_k := g(\lambda^k) = \sum_{n=1}^N x_n^*(\lambda^k) - P_{ev}^*(\lambda^k)$
- 7:      $\lambda^{k+1} \leftarrow \lambda^k + \alpha_k s_k$
- 8: **until** Converge

---

Si bien el sistema es simple e intuitivo para los usuarios y funciona bien en la teoría, en la práctica es muy difícil de implementar. Sincronizar un conjunto muy grande de usuarios distribuidos es muy complejo, y además, la información individual que aportan es insignificante en la demanda agregada. A nivel teórico existen propuestas que intentan acelerar las tasas de convergencia utilizando métodos de segundo orden o mejores propiedades en la estructura de las funciones objetivos. Sin embargo, estas hipótesis alejan el modelo de la realidad y fallan a la hora de llevarlos a la práctica. Por otro lado, la estructura del problema, la dimensión del número de participantes, y la similitud de las necesidades de movilidad y energía de los usuarios posibilitan otras técnicas estocásticas que tienen un desempeño similar en cuanto a optimalidad, y se adaptan mejor cuando la información se va revelando en forma *online*.

## 6.2. Formulación del Problema Estocástico

Los métodos incrementales de subgradiente [153] y el método de subgradiente estocástico [154] son técnicas populares de optimización utilizadas para abordar problemas de gran escala. Ambos métodos se basan en el concepto de actualizar los parámetros del modelo en pequeños incrementos o en función de muestras aleatorias del conjunto de datos. La diferencia entre ambos está marcada por el tamaño del conjunto de datos o *batch*. En el método incremental, el tamaño del *batch* es finito, mientras que en el caso del subgradiente estocástico el *batch* en general se considera infinito (o muy grande). Tanto el método de gradiente incremental como el estocástico son métodos de primer orden que busca minimizar una función objetivo en forma iterativa, pero sin calcular el subgradiente completo en cada iteración.

Estos métodos son útiles en situaciones cuando se necesita actualizar el modelo en tiempo real o cuando la información se va revelando secuencialmente, como en el aprendizaje automático en línea. Además, son ideales para problemas en los que el costo computacional de calcular el subgradiente completo es muy alto o prohibitivo, como en problemas de optimización convexa y no convexa de gran escala, y problemas de clasificación y de regresión.

Los métodos incrementales y estocásticos se benefician de la estructura de sumas en la función objetivo como en el ejemplo (6.5).

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} f_0(x) := \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m f_i(x_i) \quad (6.5)$$

El método de gradiente incremental actualiza los parámetros del modelo utilizando una pequeña porción del conjunto de datos en cada iteración o algunas componentes  $f_i$  de la función objetivo  $f_0$  de (6.5). En general, son mucho más baratos computacionalmente y fáciles de sincronizar que las evaluaciones del subgradiente completo de  $f_0$ . Por otro lado, el método estocástico actualiza los parámetros del modelo utilizando una muestra aleatoria del conjunto de datos en cada iteración. Además, el método incremental es equivalente al método de subgradiente estocástico si en lugar de utilizar muestreo secuencial de las componentes  $f_i$  utilizamos una selección aleatoria uniforme de estas componentes.

Este esquema de muestreo resulta en una estimación no sesgada del subgradiente de  $f_0$ , lo que hace que en esperanza sea equivalente a utilizar todos los componentes completos para hallar el subgradiente [153]. Ambos métodos han sido ampliamente estudiados y se han propuesto diversas variantes para mejorar su eficiencia y precisión en diferentes situaciones. También se han desarrollado técnicas para manejar la asincronía y la distribución en entornos de computación distribuida o *edge computing*.

Volviendo al problema del *social welfare* entre el agregador y los usuarios, para distribuir el problema utilizamos la propiedad de dualidad fuerte (capítulo 3 sección 3.4.2). Sea  $Q(\lambda)$  el problema dual asociado al *social welfare* y  $q(\lambda)$  la función dual, entonces  $g$  definida como (6.1) es un subgradiente de  $q(\lambda)$ , es decir  $g \in \partial q$ . Además, también se cumple que  $a.g \in \partial q, \forall a \in \mathbb{R}^+$ , en particular cuando

## Capítulo 6. Agregador de EVs en la Ciudad

$$a = \frac{1}{N}.$$

Utilizando (6.1), definimos:

$$Q(\lambda) := \max_{\lambda \geq 0} q(\lambda) = \max_{\lambda \geq 0} \sum_{i=n}^N q_n(\lambda) + q_{agg}(\lambda)$$

$$g_N(\lambda) := \frac{1}{N} g(\lambda) = \frac{1}{N} \left[ \sum_{n=1}^N x_n^*(\lambda) - P_{ev}^*(\lambda) \right] \quad (6.6)$$

de esta manera  $\Rightarrow g_N \in \partial q$

Las ecuaciones presentan similitudes con la forma canónica de los métodos incrementales y estocásticos. Con el fin de ilustrar esta relación, procederemos a reformular nuestro modelo y demostrar sus propiedades de convergencia haciendo uso de estos métodos. Aunque no mejoran la tasa de convergencia lineal, es decir, la cantidad de iteraciones requeridas del algoritmo (2), estos métodos sí permiten que el agregador tome decisiones óptimas basándose únicamente en la información proveniente de un subconjunto de usuarios, sin necesidad de conocer los datos de todos ellos. Esta característica reduce significativamente la complejidad asociada a la coordinación y al acceso a la información.

### 6.2.1. Enfoque con Subgradientes Incrementales

Consideremos una variable aleatoria  $\omega \sim \mathcal{U} = \{1, \dots, N\}$  tal que la probabilidad  $P(\omega = n) = \frac{1}{N}$ . Definimos el operador  $\varphi_{\omega=n}(\lambda) := x_n^*(\lambda)$ , donde  $x_n^*(\lambda)$  es una solución de (6.2), y además definimos:

$$\mu(\lambda) := \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n^*(\lambda) \quad (6.7)$$

$$\xi_\omega(\lambda) := \varphi_\omega(\lambda) - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n^*(\lambda) = \varphi_\omega(\lambda) - \mu(\lambda) \quad (6.8)$$

$$\tilde{g}(\lambda, \omega) := \varphi_\omega(\lambda) - \frac{1}{N} P_{ev}^*(\lambda) \quad (6.9)$$

$$= \varphi_\omega(\lambda) - \frac{1}{N} P_{ev}^*(\lambda) + \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n^*(\lambda) - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n^*(\lambda)$$

$$\text{de (6.6), (6.8), (6.9)} \Rightarrow \tilde{g}(\lambda, \omega) = g_N(\lambda) + \xi_\omega(\lambda) \quad (6.10)$$

Donde (6.7) se define como el perfil de carga promedio de los clientes, y (6.8) es un ruido de carácter estocástico, que es la diferencia entre el perfil de carga del cliente  $n$  y el perfil promedio de la población. En (6.9) se define el vector estocástico  $\tilde{g}(\lambda, \omega) \in \mathbb{R}^T$ , que se puede ver en (6.10) como la suma del subgradiente  $g_N(\lambda)$  más el vector de ruido estocástico (6.8).

En este contexto, definimos la siguiente secuencia estocástica para actualizar  $\lambda$ :

$$\lambda^{k+1} = \lambda^k + \alpha_k s_k = \lambda^k + \alpha_k \tilde{g}(\lambda^k; \omega^k) \quad (6.11)$$

## 6.2. Formulación del Problema Estocástico

**Assumption 1** Sea  $q : \mathbb{R}^T \rightarrow \mathbb{R}$ , una función cóncava y probablemente no diferenciable definida como:

$$q(\lambda) := q_{agg}(\lambda) + \sum_{n=1}^N q_n(\lambda) = \inf_{P_{ev}} L_{agg}(P_{ev}; \lambda) + \sum_{n=1}^N \inf_{x_n} L_n(x_n; \lambda) \quad (6.12)$$

Además se asumimos:

1.  $g_N$  es un subgradiente de la función dual  $q(\lambda)$  del problema dual  $Q(\lambda)$  tal que  
 $q(y) \leq q(\lambda^k) + g_N(\lambda^k)^T (y - \lambda^k), \forall y \in \mathbb{R}^T$ .
2. El  $\sup_{\omega} \|\varphi_{\omega}(\lambda)\|^2 = \sup_n \|x_n^*(\lambda)\|^2 \leq \sigma^2$  donde  $n \in \{1, \dots, N\}$
3. El subgradiente  $g_N$  es tal que  $\|g_N(\lambda)\|^2 \leq G^2, \forall \lambda \in \mathbb{R}^T$

Asumimos que  $L_{agg}$  y  $L_n$  son funciones convexas en sus respectivas variables (variables de decisión de los usuarios) con propiedades similares a las vistas en los capítulos anteriores. La primera suposición se refiere a la definición del subgradiente de una función cóncava [96], en este caso es la función dual del *social welfare*. En el punto (2), asumimos que los perfiles de carga  $x_n$  están acotados por  $\sigma \in \mathbb{R}$ , lo cual es razonable ya que la tasa de carga de la infraestructura del EV tiene un límite físico. La tercera suposición establece una cota para el subgradiente  $g_N$ , que es la suma de funciones acotadas, donde  $G \in \mathbb{R}$ .

Siguiendo el enfoque presentado en [155] y en las secciones II y IV de [153], vamos a demostrar que si se cumplen las condiciones de la Suposición 1, entonces la secuencia estocástica (6.11) converge al precio óptimo  $\lambda^* \in \Lambda^* \subset \mathbb{R}^T$  cuando se considera un tamaño de paso apropiado  $\alpha_k$ . Si  $\alpha_k$  es fijo, el algoritmo converge a un entorno del óptimo, pero sin converger incluso después de un número infinito de iteraciones. Sin embargo, si utilizamos un tamaño de paso decreciente que tiende a cero, podemos demostrar la convergencia en esperanza.

Si consideramos el índice  $k$  como el parámetro de tiempo del proceso estocástico (6.11), podemos interpretar que una filtración abarca toda la información histórica del proceso, pero no incluye información futura. En otras palabras, podemos afirmar que la filtración  $\mathcal{F}_k$  contiene toda la información disponible sobre la trayectoria aleatoria seguida por (6.11).

**Proposition 1** Sea  $\mathcal{F}_k, k = 0, 1, \dots$  un conjunto de variables aleatorias tal que  $\mathcal{F}_k \subset \mathcal{F}_{k+1}, \forall k$ , siendo  $\mathcal{F}_{k+1}$  una filtración donde  $\mathcal{F}_{k+1} := \{\lambda_k, \omega_{k-1}, \lambda_{k-1}, \dots, \omega_0, \lambda_0\}$ , y la variable aleatoria en la iteración  $k$ ,  $\omega^k \sim \mathcal{U} = \{1, \dots, N\}$  es independiente de  $\mathcal{F}_k$ . Definimos el learning rate  $\alpha_k$  en la iteración  $k$  tal que:

$$\sum_{k=0}^{\infty} \alpha_k = \infty \quad ; \quad \sum_{k=0}^{\infty} \alpha_k^2 < \infty \quad (6.13)$$

## Capítulo 6. Agregador de EVs en la Ciudad

Sea  $\{\lambda_k\}$  la secuencia generada por el método incremental con muestreo aleatorio (6.11), y se cumplen las condiciones de la Suposición 1, entonces, con probabilidad 1 tenemos que:

$$\limsup_{k \rightarrow \infty} q(\lambda^k) = q^*$$

y la secuencia  $\{\lambda_k\}$  converge a algún  $\lambda^* \in \Lambda^* \subset \mathbb{R}^T$ .

Debemos demostrar que la secuencia  $\lambda_k$  converge a un precio óptimo de equilibrio con cualquier trayectoria aleatoria  $\mathcal{F}_k$  generada con la secuencia de variables aleatorias  $\omega^k$ .

### 6.2.2. Análisis de Convergencia

A continuación demostramos que la secuencia del subgradiente estocástico definida en la proposición 1 converge a un precio óptimo cuando se utiliza un *learning rate* que converge a cero. Los métodos de subgradiente se diferencian del método de descenso por gradiente porque no tenemos una dirección de descenso, lo que impide utilizar la disminución del valor de la función de costo como criterio de convergencia. Por esta razón, la demostración de convergencia de estos métodos se basa en argumentos que reducen la distancia entre los iterados y el conjunto de soluciones óptimas, en lugar de reducir directamente el valor de la función objetivo [153].

#### **Demostración Proposición 1:**

consideremos un punto cualquiera  $y \in \mathbb{R}^T$ , la distancia de este punto a  $\lambda^{k+1}$  (norma Euclidiana) es:

$$\begin{aligned} \|\lambda^{k+1} - y\|^2 &= \|\lambda^k + \alpha_k \tilde{g}(\lambda^k, \omega^k) - y\|^2 \\ &= \|\lambda^k - y\|^2 + 2\alpha_k \tilde{g}^T(\lambda^k, \omega^k)(y - \lambda^k) + \alpha_k^2 \|\tilde{g}(\lambda^k, \omega^k)\|^2 \end{aligned} \quad (6.14)$$

La idea de la prueba es demostrar que si tomamos la esperanza sobre  $\omega$  condicionada al historial de la secuencia  $\mathcal{F}_k$ , en cada iteración estaremos, en esperanza, más cerca del óptimo.

En particular, consideremos  $y = \lambda^*$  para algún  $\lambda^* \in \Lambda^* \subset \mathbb{R}^T$ . Usando la definición (6.6) y asumiendo que  $g_N \in \partial q$  y que se cumple la Suposición 1, al reordenar el término (ver Apéndice .1) y tomar la esperanza sobre el camino generado por (6.11), tenemos:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}\{\|\lambda^{k+1} - \lambda^*\|^2 | \mathcal{F}_k\} &\leq \|\lambda^k - \lambda^*\|^2 + \alpha_k g_N(\lambda^k)^T (\lambda^* - \lambda^k) \\ &\quad + \alpha_k^2 (G + \sigma^2 - \mu(\lambda^k)) \end{aligned} \quad (6.15)$$

Esta desigualdad es fundamental para estudiar la evolución de los algoritmos de subgradiente. En nuestro análisis de convergencia, utilizamos además, el teorema de convergencia de martingalas [155], descrito en la siguiente proposición:

## 6.2. Formulación del Problema Estocástico

**Proposition 2 (Teorema de Convergencia de Supermartingalas)** Sean  $Y_k, Z_k, W_k, k = \{0, 1, \dots\}$  tres secuencias de variables aleatorias y sea  $\mathcal{F}_k, k = \{0, 1, \dots\}$  el conjunto de variables aleatorias tales que  $\mathcal{F}_k \subset \mathcal{F}_{k+1}, \forall k$  ( $\mathcal{F}_k, k \geq 0$  es una filtración). Supongamos que:

1. Las variables aleatorias  $Y_k, Z_k, W_k$  son no negativas y  $\mathcal{F}_k$ -medible.
2. Para cada  $k$  se cumple

$$\mathbb{E}\{Y_{k+1}|\mathcal{F}_k\} \leq Y_k - Z_k + W_k$$

3. Con probabilidad 1, se cumple que  $\sum_{k=0}^{\infty} W_k < \infty$

De esta manera tenemos que  $\sum_{k=0}^{\infty} Z_k < \infty$ , y la secuencia  $Y_k$  converge a una variable aleatoria no negativa  $Y$  con probabilidad 1.

Siguiendo la Proposición 2, definimos  $Y_k := \|\lambda^k - \lambda^*\|^2$  y  $C := G^2 + \sigma^2 - \mu^2$ . De esta manera, utilizando la expresión (6.15), tenemos:

$$\begin{aligned} E\{Y_{k+1}|\mathcal{F}_k\} &\leq Y_k + 2\alpha_k g_N(\lambda^k)^T (\lambda^k - \lambda^*) + C\alpha_k^2 \\ &\leq Y_k - 2\alpha_k (q(\lambda^*) - q(\lambda^k)) + C\alpha_k^2 \end{aligned} \quad (6.16)$$

Si definimos  $Z_k := 2\alpha_k (q(\lambda^*) - q(\lambda^k))$  y  $W_k := C(\alpha_k)^2$  se observa que:

1.  $Y_k$  y  $W_k$  son términos no negativos, ya que el primero es una norma y el segundo es una suma infinita de términos positivos.
2.  $Z_k$  es no negativa, ya que la función  $q(\lambda)$  es cóncava.
3.  $\sum_{k=0}^{\infty} W_k = C \sum_{k=0}^{\infty} \alpha_k^2 < \infty$

Como resultado, podemos decir que casi seguramente,

$$\begin{aligned} \sum_{k=0}^{\infty} Z_k &= \sum_{k=0}^{\infty} 2\alpha_k^N (q(\lambda^*) - q(\lambda^k)) < \infty, \\ &\text{y } \|\lambda^k - \lambda^*\|^2 \text{ converge} \end{aligned}$$

En particular, toda secuencia  $\{\lambda^k\}$  está acotada. Además, como  $\sum_{k=0}^{\infty} \alpha_k^2 < \infty$  la primera conclusión implica que :

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \sup q(\lambda^k) = q(\lambda^*) = q^* = \max_{\lambda \in \mathbb{R}^n} q(\lambda) \quad a.s. \quad (6.17)$$

Solo queda demostrar que  $\lambda^k$  converge a uno de los mínimos en  $\Lambda^*$  cuando  $k \rightarrow \infty$ . Siguiendo la sección III en [155], sea  $\lambda_i^*$  tal que  $i \in I$ , donde  $I$  es un subconjunto numerable de puntos en  $\Lambda^*$ , y denso en  $\Lambda^*$ . Para cada  $\lambda_i^*$ , tenemos que  $\|\lambda^k - \lambda_i^*\|^2$  converge, de manera que  $\lambda^k$  está acotado y  $\lim_{k \rightarrow \infty} \sup q(\lambda^k) = q^*$ . Por lo tanto,  $\lambda^k$  tiene un punto límite. Este punto límite debe ser único ya que

## Capítulo 6. Agregador de EVs en la Ciudad

cada secuencia  $\|\lambda^k - \lambda_i^*\|^2$  converge a  $Y_i \in \mathbb{R}$  fijo para todo  $i \in I$ . Por lo tanto,  $\lambda^k$  converge a un punto en  $\Lambda^*$ .

De esta manera, se demuestra que cualquier trayectoria aleatoria  $\mathcal{F}_k$  genera una secuencia  $\lambda_k$  que converge hacia un precio óptimo  $\lambda^*$ . Aunque el costo de cada iteración se reduce significativamente, no está exento de desventajas. Debido a la presencia de ruido en el subgradiente (6.11), tanto el método incremental como el método estocástico requieren tamaños de paso  $\alpha_k$  decrecientes para asegurar la convergencia.

En consecuencia, la tasa de convergencia se ve negativamente afectada. En la siguiente sección, se presenta una forma de disminuir la varianza del subgradiente ruidoso mediante el uso de un conjunto de muestras de clientes en lugar de solo una. Además, se describen brevemente algunos métodos que exhiben una tasa de convergencia más rápida al aprovechar el historial de la secuencia.

### 6.2.3. Minibatch

Una variante común para aproximar el subgradiente en los métodos incrementales y estocásticos es muestrear un conjunto aleatorio de índices  $\mathcal{B}_k = \{1, \dots, b_k\}$ , siendo  $b_k \ll N$ , en lugar de un solo índice  $n_k$ . Esta variante es conocida como una versión de *minibatch* (mini lotes) del algoritmo [156]. Las variantes de *minibatch* son muy útiles en la práctica ya que disminuyen la varianza de los métodos incrementales y estocásticos (Figura 6.2).

Usando la variante de *minibatch*, redefinimos  $\tilde{g}(\lambda, \omega)$  en (6.10) de la siguiente manera:

$$\tilde{g}(\lambda^k, \omega^k) := \frac{1}{b_k} \sum_{n \in \mathcal{B}_k} \varphi_n(\lambda^k) - \frac{1}{N} P_{ev}^* \quad (6.18)$$

donde  $\omega^k$  es un conjunto  $|\mathcal{B}_k| = b_k$  de índices en  $\{1, \dots, N\}$ .

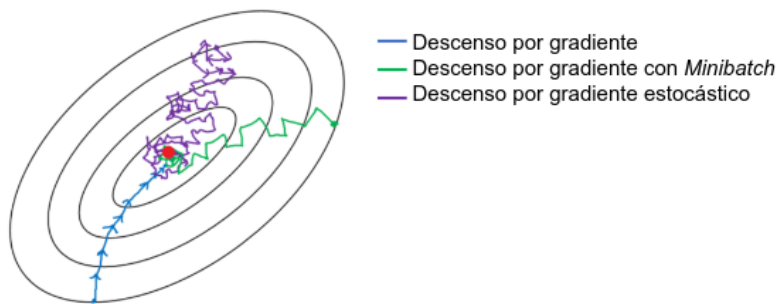


Figura 6.2: Comparación entre el método estocástico con una muestra, utilizando un *minibatch* y utilizando el *batch* completo. Se puede apreciar como el camino hacia el óptimo es mas suave cuando se utiliza *batch* y el *minibatch*, mientras que el método estocástico el paso de actualización es muy errático, aunque igual converge al óptimo.

De forma intuitiva, podemos establecer una relación entre el enfoque *minibatch* y el teorema central del límite utilizado en estadística o encuestas. Dicho teorema



## 6.2. Formulación del Problema Estocástico

establece que al muestrear datos de manera aleatoria a partir de una distribución, las medias y desviaciones estándar de las muestras tienden a aproximarse a una distribución normal, sin importar la naturaleza de la distribución muestreada. A medida que el tamaño del *minibatch* aumenta (es decir, el tamaño de la muestra de clientes), el perfil de carga promedio del *minibatch* se acerca cada vez más al promedio de la población completa, lo que conlleva a una reducción en la varianza. Además, estos resultados en estadística pueden utilizarse para estimar un tamaño razonable o representativo del *minibatch* para toda la población.

---

### Algorithm 3 Método Estocástico subgradiente con *Minibatch*

---

**Input:**  $\lambda^0, \alpha_k, k = 0$

- 1: **repeat**  $k \leftarrow k + 1$
- 2:     sortear un conjunto de índices  $B_k$
- 3:     **for** cada índice  $n$  en  $B_k$  **do**
- 4:         Output  $\lambda^k$
- 5:         Recibe  $x_n^*(\lambda^k) \in \arg \min_{x_n \in X_n} L_n(x_n; \lambda^k)$
- 6:     **end for**
- 7:     *fixar*  $g(\lambda^k) = \frac{1}{|B_k|} \sum_{n \in B_k} x_n^*(\lambda^k) - \frac{1}{N} P_{ev}^*(\lambda^k)$
- 8:      $\lambda^{k+1} \leftarrow \lambda^k + \alpha^k g(\lambda^k)$
- 9: **until** Convergencia

---

Para implementar la variante de minibatch, se realiza una modificación en el Algoritmo (2) al utilizar únicamente un conjunto de índices seleccionados de forma aleatoria en cada iteración, y  $s_k$  se define utilizando (6.18). El Algoritmo 3 describe el enfoque de minibatch para el método de subgradiente incremental con diferentes secuencias de actualización.

### 6.2.4. Métodos de Reducción de Varianza

Uno de los desafíos de los métodos estocásticos radica en la alta varianza del estimador del gradiente. Para abordar este problema, se han desarrollado métodos de reducción de varianza que buscan mejorar las estimaciones. Estos métodos se fundamentan en la creación de una segunda variable aleatoria altamente correlacionada con el estimador del parámetro que se está aproximando, en este caso el subgradiente. Esta variable adicional tiene una media cercana a cero o igual a cero. Es decir, dado un estimador  $X$  del parámetro  $\theta$  tal que  $\mathbb{E}(X) = \theta$ . El objetivo es construir un nuevo estimador  $Z$ , tal que  $Z := X - Y$ , tal que  $\mathbb{E}(Y) \simeq 0$ . De esta manera:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(Z) &= \mathbb{E}(X) - \mathbb{E}(Y) \simeq \theta \\ \text{Var}(X - Y) &= \text{Var}(X) - \text{Var}(Y) - 2\text{Cov}(X, Y) \end{aligned}$$

## Capítulo 6. Agregador de EVs en la Ciudad

Si  $Y$  está muy correlacionado con el estimador  $X$ , entonces el estimador  $Z$  es también un buen estimador del parámetro  $\theta$ , pero tiene una varianza menor, lo cual mejora el proceso de convergencia [157].

Este concepto es la base para la formulación de métodos como el *Incremental Aggregated Gradient* (IAG) [153], *Stochastic Average Gradient* (SAG) [157], *Stochastic Variance Reduce Gradient* (SVRG) [158], y SAGA (una evolución de SAG) [159]. Estos métodos se caracterizan por acumular estimaciones de las componentes  $f_{i_k}$  de (6.5) de iteraciones anteriores, lo que resulta en una mejora en la convergencia con condiciones de suavidad en la función objetivo menos restrictivas. Sin embargo, es importante destacar que el método IAG utiliza un muestreo secuencial de las componentes  $f_{i_k}$  y es más apropiado cuando el conjunto de componentes se puede acceder de manera secuencial. Dado que nuestro problema presenta una estructura particular, nos centraremos en los otros métodos que hacen uso de un muestreo aleatorio.

El subgradiente  $s_k$  para cada paso de actualización en (6.11) de estos algoritmos quedan definidos de la siguiente manera:

$$\begin{aligned}
 (SAG) \quad s_k &:= \frac{\tilde{g}_n(\lambda^k)}{N} - \frac{\tilde{g}_n(\phi^k)}{N} + \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N g_j(\phi^k) \\
 (SVRG) \quad s_k &:= \tilde{g}_n(\lambda^k) - \tilde{g}_n(\tilde{\lambda}) + \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N g_j(\tilde{\lambda}) \\
 (SAGA) \quad s_k &:= \underbrace{\tilde{g}_n(\lambda^k)}_X - \left( \underbrace{\tilde{g}_n(\phi^k) - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N g_j(\phi^k)}_Y \right)
 \end{aligned}$$

donde  $g_n$  se define como (6.18).

El método SVRG, define un vector intermedio  $\tilde{\lambda}$  para el cual tenemos acceso al subgradiente completo  $\sum^N g_j(\tilde{\lambda})$ . Este término se actualiza en un bucle externo en lugar de en cada paso de actualización. Los métodos SAG y SAGA, definen  $\phi_{\omega=n}^k := \lambda^k$  y  $\phi_{\omega \neq n}^k := \phi_n^{k-1}$ , es decir, que el algoritmo SAG y SAGA actualizan  $\phi_i$  con los índices muestreados en el paso  $k$  y el resto permanece igual.

En el paso de actualización, el método SAG selecciona y promedia aleatoriamente las evaluaciones más recientes de cada subgradiente. Al comparar SAG con SVRG y SAGA, se observa que el término  $1/N$  en SAG pondera el término central, lo que resulta en una menor varianza de actualización debido a su menor magnitud. Sin embargo, esta aproximación puede estar sesgada lejos del verdadero subgradiente, lo que implica un compromiso entre el aumento del sesgo y la reducción de la varianza [159]. El sesgo surge porque SAG asume que las evaluaciones pasadas son representativas del subgradiente actual, lo cual puede no ser cierto en todos los casos.

Por otro lado, los métodos SVRG y SAGA utilizan una aproximación sin sesgo del subgradiente, pero sus actualizaciones más agresivas aumentan la varianza en

los primeros pasos. Para el método SVRG, es necesario actualizar regularmente  $\tilde{\lambda}$  y, por lo tanto, el algoritmo trabaja en épocas, corrigiendo  $\tilde{\lambda}$  después de cada una. En cambio, SAGA actualiza el subgradiente  $g_i$  en cada iteración utilizando los subgradientes almacenados.

Aunque los dos últimos métodos tienen buenas propiedades de convergencia y rendimiento para problemas como el nuestro [160], SVRG trabaja en *epochs* o épocas, y necesita regularmente acceso al subgradiente completo (después de cada época). Por otro lado, SAGA es un método puramente en línea, pero necesita almacenar todos los subgradientes anteriores. Esto refleja la principal ventaja de SVRG sobre SAGA, donde SVRG no requiere almacenamiento. Sin embargo, esto depende del problema, y en nuestro caso, SAGA no necesita almacenar todos los subgradientes, sino solo la suma promedio de ellos.

Con estos métodos hemos abordado algunos de los problemas del modelo de subgradiente, utilizando métodos que pueden trabajar en línea o con un conjunto limitado de datos por iteración. Aplicando técnicas que permiten tomar decisiones óptimas a medida que los usuarios van comunicando sus preferencias, el agregador puede ajustar sus previsiones y el precio en el mercado minorista. Esto corrige problemas de coordinación, es más sencillo coordinar pequeños conjuntos de usuarios y utilizar datos de iteraciones anteriores para corregir y ajustar el precio. Además, si bien no se acelera la convergencia en cuanto a la cantidad de iteraciones, si se obtiene una mejora considerable en la cantidad de información (mensajes) intercambiados entre los usuarios y el agregador.

## 6.3. Simulación y Análisis

En este estudio, se realiza una simulación en la que el agregador participa en el mercado energético de CAISO. Específicamente, se hacen algunas suposiciones adicionales en el despacho económico para fomentar la flexibilidad en la demanda y el consumo de energía renovable, como se describe en la sección 5.2.2 del capítulo 5 y en el artículo de referencia [150] descrito en esa sección.

En el estudio, se considera que el agregador coordina la carga de un conjunto de 100.000 vehículos eléctricos. Se utiliza un horizonte temporal de 24 horas, el cual se divide en  $T$  intervalos de tiempo de 30 minutos cada uno.

### 6.3.1. Modelo del Usuario y su EV

El EMS puede programar en su EVSE el inicio de las sesiones de carga de su EV. La dinámica de la batería y el problema que resuelve el EMS son iguales a los utilizados en el capítulo 5, sección (5.2.1). Se simulan usuarios finales residenciales con infraestructura de carga Nivel 2 [118] y patrones de movilidad basados en datos representativos de movilidad alemanes con el paquete de python *emobpy*<sup>5</sup> [161].

---

<sup>5</sup>*emobpy* es una biblioteca de Python que puede crear series de tiempo de vehículos eléctricos con batería. Se pueden crear cuatro tipos diferentes de series de tiempo: series de tiempo de movilidad de vehículos, series de tiempo de consumo de electricidad al conducir,

## Capítulo 6. Agregador de EVs en la Ciudad

En la Figura (6.3) se describen las características agregadas de la población de vehículos eléctricos.

Se considera que los usuarios priorizan consumir en forma económica y en particular cargar su EV con energía verde. Sin embargo, su EV es un medio de transporte y la prioridad es cumplir con sus patrones de movilidad y mantener una carga mínima en su batería. Asumimos tasas de carga continua por simplicidad en la simulación. Sin embargo, dada la cantidad de usuarios podemos utilizar enfoques similares al utilizando en [141] o en el capítulo 5, con resultados similares y utilizando tasas de carga discreta.

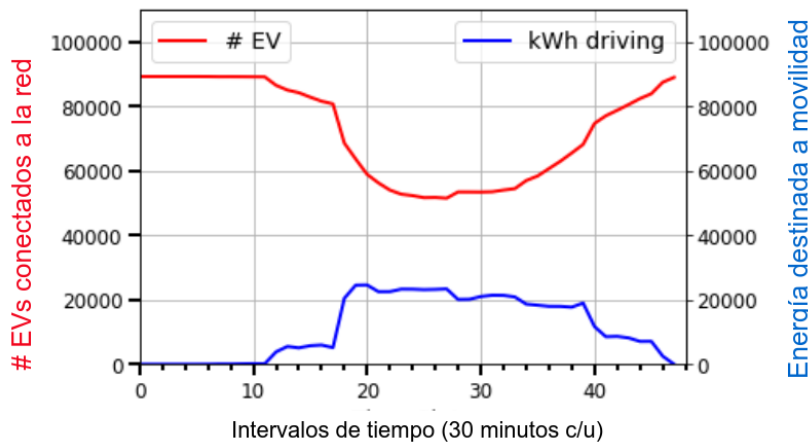


Figura 6.3: La línea roja describe la cantidad de vehículos eléctricos conectados a la red, mientras que la línea azul describe la energía agregada utilizada para transportarse. Los EVs pueden tener acceso solo a infraestructura residencial, solo a infraestructura pública de carga (lugares de trabajo), o una combinación de ambos. No se consideran trayectos largos y carga *Fast-charge*.

### 6.3.2. Modelo del Agregador y Mercado

Asumimos un mercado donde el operador promueve la flexibilidad de la demanda, incentivando cambios de consumo en los momentos donde existe disponibilidad de renovables variables. Las ofertas son similares a los ejemplos descritos en el capítulo 2 - sección 2.3.1, donde se especifican las características de las ofertas de flexibilidad.

Modelamos al agregador participando en el despacho económico del mercado mayorista, ofreciendo un volumen de energía  $E$  y la posibilidad de flexibilidad en los  $T$  intervalos de tiempo del día operativo. En cada intervalo de tiempo  $t$ , se consume una cantidad de energía representada por  $P_{ev}(t) \in \mathbb{R}$ . Por lo general,

---

series de tiempo de disponibilidad de la red y series de tiempo de demanda de electricidad de la red. Las series de tiempo de movilidad de los vehículos se crean en base a estadísticas de movilidad. En particular utilizamos los datos por defecto de movilidad de la población de Alemania.

los agregadores y las *utilities* no tienen incentivos específicos para concentrar el consumo en un intervalo de tiempo en particular. Sin embargo, en los programas de respuesta a la demanda [150], es común suponer la existencia de una línea de base de consumo  $P_{ev}^{ini}(t)$  en cada intervalo  $t$ , donde  $E = \sum_t P_{ev}^{ini}(t)$ . Esta línea de base es la oferta inicial de consumo que el agregador presenta en el mercado y se basa en una estimación del consumo utilizando datos históricos, conocimiento del mercado y otros parámetros como el clima y el día de la semana.

Una vez que cierra el mercado, en un segunda instancia, el operador acuerda con el agregador un vector objetivo de consumo  $\mathbf{P}_{ev}^0$ , posiblemente diferente a  $\mathbf{P}_{ev}^{ini}$  a un precio  $\pi$ . El agregador recibe un pago adicional por hacer uso de su flexibilidad igual a  $U_f = \kappa^T \Delta_f$ , siendo  $\Delta_f = \mathbf{P}_{ev} - \mathbf{P}_{ev}^0$  la flexibilidad del agregador con respecto a su propuesta de consumo inicial. La utilidad que recibe el agregador esta dado por:

$$U_{agg}^*(\mathbf{P}_{ev}; \pi, \gamma, \mathbf{P}_{ev}^0) = U_f - \pi^T \mathbf{P}_{ev} - \gamma^T |\mathbf{P}_{ev} - \mathbf{P}_{ev}^0| + \lambda^T \mathbf{P}_{ev} \quad (6.19)$$

siendo  $\mathbf{P}_{ev}$  el perfil de potencia u oferta final del agregador en el mercado, con la que deberá cumplir el día de operación. El segundo y tercero términos representan el costo de participar en el mercado *day-ahead* (mercado de energía) y las penalizaciones económicas por desvíos en el consumo con respecto al objetivo fijado con el operador con respecto a su decisión final. El último término representa los ingresos del agregador por servir a sus clientes y cargar sus vehículos eléctricos, donde  $\lambda$  es el precio del mercado minorista. Ésta función es equivalente en su objetivo a la función propuesta en el capítulo 5 con algunas modificaciones que aproximan el mecanismo propuesto en [150].

La decisión óptima del agregador se puede modelar como la solución del siguiente problema de optimización:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{P}_{ev}} \quad & C_{agg}(\mathbf{P}_{ev}) := -\pi^T \mathbf{P}_{ev} - \gamma^T \|\mathbf{P}_{ev} - \mathbf{P}_{ev}^0\|^2 + \lambda^T \mathbf{P}_{ev} \quad (6.20) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_t P_{ev}(t) = E \\ & P_{min}(t) \leq P_{ev}(t) \leq P_{max}(t) \end{aligned}$$

El precio minorista  $\lambda$  es el precio que envía el agregador a sus clientes.

### 6.3.3. Análisis de los Resultados

Se simula el mecanismo de mercado representado en la Figura (6.4) con el método propuesto pero utilizando la implementación de minibatch con diferentes tamaños. En cada iteración, el agregador toma una muestra aleatoria de usuarios de tamaño  $b$  y envía una señal de precio a los usuarios seleccionados. Estos responden con su estrategia de carga para el día siguiente. Para la simulación, se utilizó el precio mayorista del mercado DAM de CAISO. El operador promueve el consumo de fuentes renovables entre las 05:00 y las 08:00 a.m. y como semilla del precio minorista elegimos  $\lambda^0 = \pi$ , donde  $\pi$  corresponde al precio DAM. Asumimos un tamaño de paso fijo para comparar el desempeño de los distintos tamaños de

## Capítulo 6. Agregador de EVs en la Ciudad

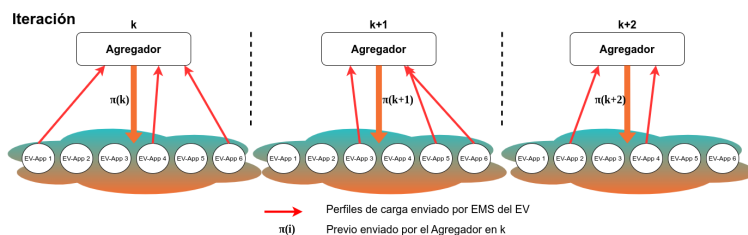


Figura 6.4: En esta figura se representa el algoritmo estocástico presentado en este capítulo. En cada iteración el agregador selecciona un conjunto de usuarios y les envía un precio. Éstos usuarios reaccionan al precio y responden con el perfil de consumo para el día siguiente. En cada iteración se selecciona un conjunto aleatorio de usuarios.

minibatch. Para evaluar el rendimiento del algoritmo, medimos  $\|\tilde{g}(\lambda^k)\|^2$ , ya que se sabe que  $\lambda \rightarrow \lambda^*$  y  $\tilde{g}(\lambda^k) = 0$

En la Figura (6.5), mostramos el módulo del subgradiente en cada iteración comparando la evolución del algoritmo para diferentes tamaños de minibatches. Se aprecia cómo el módulo se aproxima a cero a medida que aumenta el número de iteraciones. Como era de esperar, se observa una reducción de la varianza en el módulo del subgradiente a medida que aumenta el tamaño de los minibatches. Además, cuando utilizamos el modelo tradicional con la población entera se logran rendimientos similares a los *minibatch* de tamaño 300 y 2000.

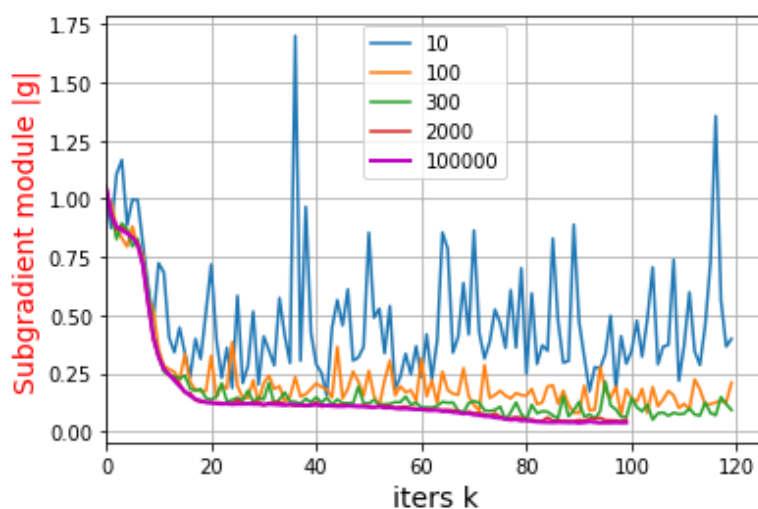


Figura 6.5: En esta figura se muestra la evolución del algoritmo estocástico *minibatch* con diferentes tamaños y un paso o *learning rate* fijo. Se puede ver como con una población de 300 usuarios se puede aproximar bastante bien el desempeño del *batch* completo. Con el *minibatch* de 2000 usuarios, la varianza no es apreciable con respecto al *batch* completo

En la Figura (6.6), comparamos el orden de los mensajes que se intercambian en cada iteración y el rendimiento que alcanza el algoritmo para diferentes tamaños de lote. En la figura se ve en las abscisas una escala logarítmica. El algoritmo puede aprender el precio que equilibra el mercado con la misma precisión y con distintos

tamaños de *batches*. Sin embargo, para el mismo nivel de precisión se intercambian una cantidad de mensajes de varios órdenes de diferencia.

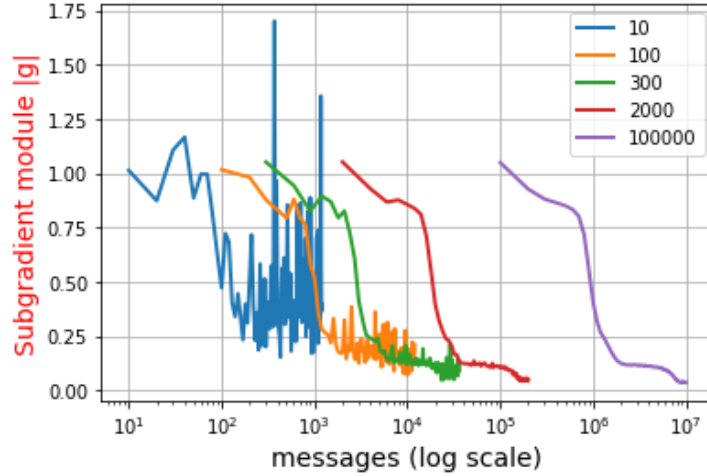


Figura 6.6: En la figura se muestra el intercambio de mensajes en una escala logarítmica. Se puede apreciar el desempeño entre los diferentes *minibatches*, donde se observa que con los *minibatches* de 300 y 2000 alcanzan desempeños similares al *batch* completo pero intercambiando varios ordenes de mensajes menos.

En la Figura (6.7), presentamos dos escenarios con diferentes objetivos de consumo,  $d_{f_1}$  y  $d_{f_2}$ , ambos del mismo volumen de energía  $E$  y el mismo precio mayorista  $\pi$  utilizado como semilla. Utilizamos un tamaño de lote de 300 clientes en cada paso y una tasa de aprendizaje fija  $\alpha_k$ . En la figura superior en (6.7) se muestra dos objetivos de consumo que acuerdan el agregador y el operador del mercado (líneas sólidas negras).

El perfil de energía  $d_{f_1}$  refleja la sobregeneración de renovable en el sistema entre las 05:00 y las 08:00 horas, concentrando la carga en este intervalo de tiempo. Por otro lado, el segundo objetivo  $d_{f_2}$  promueve un perfil de consumo uniforme durante la noche. En la imagen inferior, se observa el precio minorista (línea discontinua azul) formulado por el agregador para  $d_{f_1}$ . En este caso, como era de esperarse, se promueven precios más bajos durante las horas comprendidas entre las 05:00 y las 08:00, incentivando la carga en este intervalo de tiempo. El escenario con el objetivo  $d_{f_2}$ , el precio (línea discontinua roja) fomentando la carga durante la noche. Estos objetivos (tanto  $d_{f_1}$  como  $d_{f_2}$ ) podrían ser característicos de diferentes sistemas y de disponibilidad de renovables.

Aunque hemos reducido en forma sustancial los mensajes intercambiados en el mecanismo del mercado, todavía tenemos algunos problemas de sincronización. Esto se debe a que en cada iteración del algoritmo necesitamos la información completa del minibatch (perfiles de carga) para actualizar la señal de precio. Sin embargo, usando SVRG o SAGA, podemos establecer una ventana de tiempo de actualización, después de la cual el precio se actualiza con la información recibida durante este tiempo. Incluso, si recibimos información desactualizada de un usuario

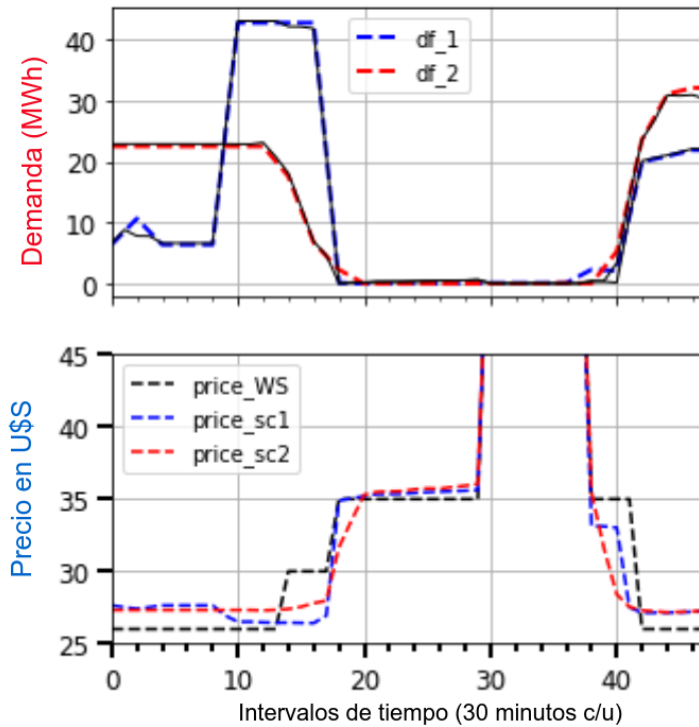


Figura 6.7: La figura superior muestra el desempeño del algoritmo cuando se plantean dos *targets* diferentes entre el agregador y el Operador. En la figura inferior se muestra los precios que resultan de aplicar el algoritmo estocástico y el precio de balance en el mercado para los dos escenarios planteados. Se utilizó en el algoritmo un tamaño de *minibatch* de 300 clientes y un *learning rate* fijo.

(perfiles de carga de precios antiguos de la secuencia) esta información igual es útil para actualizar la dirección en la cual debe moverse el paso de actualización.

En la Figura (6.8) comparamos los métodos SAG, SVRG y SAGA contra el método estocástico (SG) con *minibatch*. Utilizamos un tamaño de paso fijo y la misma muestra de 100 clientes para la actualización de los métodos. Podemos ver que SAG tiene un rendimiento deficiente y una convergencia lenta comparada con los otros métodos. En cambio, SVRG y SAGA logran el mismo rendimiento que SG en los primeros pasos. Sin embargo, estos métodos convergen más rápido y la actualización en cada iteración tiene menor varianza que el método estocástico. La principal ventaja de estos pasos es que nos permiten converger incluso con pasos fijos. Por otro lado, método SVRG necesita acceder a toda la información de los clientes después de varios pasos para recalcular  $\tilde{\lambda}$ .

En la práctica, la elección de la semilla del algoritmo afecta el rendimiento de la convergencia en forma sensible. En nuestro problema en particular, es relativamente fácil estimar una semilla adecuada (precio) como entrada al algoritmo. En la Figura (6.9) comparamos el rendimiento de SG, SVRG y SAGA utilizando una semilla  $\hat{\lambda}$  cercana al precio óptimo  $\lambda^*$  y una muestra aleatoria de 100 usuarios en cada iteración. Para SVRG y SAGA, inicializamos  $\sum g_i(\hat{\lambda})$  con información alma-



### 6.3. Simulación y Análisis

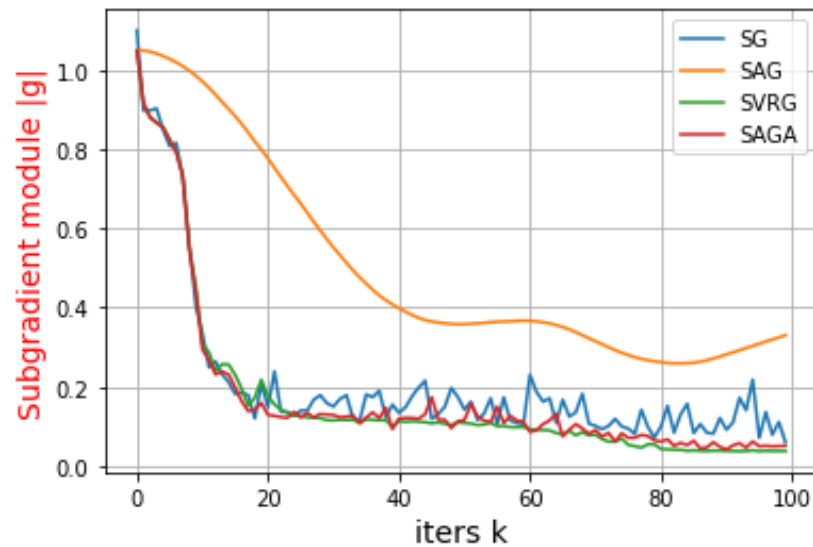


Figura 6.8: En esta figura se muestra el desempeño de diferentes métodos de reducción de varianza. Se comparan los métodos usando el módulo del subgradiente utilizado para actualizar el precio en cada iteración. Se utiliza para la comparación la misma secuencia de *minibatch* de tamaño de 100 EVs.

cenada de corridas anteriores. En la práctica, podemos utilizar datos históricos de los usuarios como datos de entrada a los algoritmos.

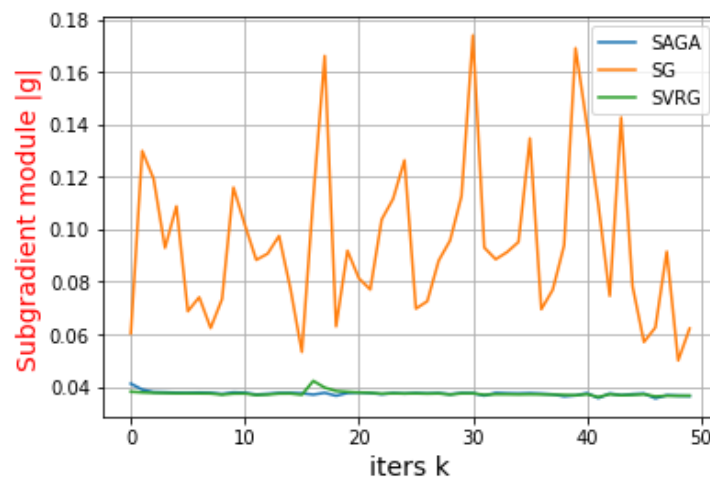


Figura 6.9: En esta figura se compara el desempeño de los métodos SG *minibatch*, SAGA y SVRG utilizando la misma semilla en el precio dual, un paso fijo y la misma secuencias de *minibatch*. Se puede apreciar el buen desempeño y la baja varianza de los modelos SAGA y SVRG con respecto a SG *minibatch*

Se puede observar que los iterados siempre permanecen cerca del precio óptimo (módulo del subgradiente cercano a cero) incluso en las primeras etapas del

## Capítulo 6. Agregador de EVs en la Ciudad

algoritmo, a diferencia de minibatch SG. Podemos pensar utilizar datos históricos como estrategia para mejorar la semilla y acelerar la tasa de convergencia. Otra posibilidad es utilizar un conjunto reducido y representativo de vehículos eléctricos para entrenar el algoritmo y aprender un precio óptimo. Luego, utilizar esta solución para toda la población.

### 6.4. Conclusiones

En este capítulo, nos centramos en el problema de la convergencia del método de subgradiente utilizado en los modelos presentados en los capítulos anteriores. Gracias a la gran cantidad de clientes y a la similitud en los patrones de movilidad de los usuarios residenciales, podemos utilizar métodos estocásticos para abordar un nuevo problema cuya solución es equivalente al problema del *social welfare* discutido en los capítulos 3 y 5.

Los modelos estocásticos nos permiten tomar decisiones sobre la actualización de los precios sin necesidad de contar con información completa de todos los usuarios. Esto nos ayuda a evitar problemas de coordinación entre una gran cantidad de usuarios. Además, los métodos de reducción de varianza nos permite también evitar el problema de sincronización en las respuestas de los usuarios. Estos métodos nos permiten utilizar respuestas de iteraciones anteriores e incorporar esta información en la actualización del subgradiente de la iteración actual.

Para simular los patrones de movilidad de los usuarios finales, utilizamos un conjunto de datos generado con el paquete de Python llamado *emobpy*. Este paquete permite simular la movilidad en forma de series de tiempo utilizando patrones de movilidad reales de Alemania. La utilización de un gran número de usuarios nos permite abordar también la incertidumbre en el comportamiento de los usuarios. Aprovechamos la ley de grandes números para comprender este comportamiento, donde un conjunto aleatorio de usuarios se asemeja al comportamiento agregado de toda la población. Esta idea fue la motivación principal de este capítulo.

Con estos modelos surgen nuevas interrogantes. Por ejemplo, ¿cómo se pueden estimar los límites de flexibilidad máxima y mínima ( $P_{min}$ ,  $P_{max}$ ) que el agregador establece como restricciones para el operador? Otro aspecto interesante es estudiar soluciones que abarquen horizontes de tiempo más largos que un día, como incentivar la flexibilidad de los usuarios para diferentes horizontes de planificación. Dado que la mayoría de los vehículos eléctricos no necesitan cargarse diariamente, se pueden considerar varios días entre sesiones de carga. Para esto, se pueden incorporar pronósticos meteorológicos, pronósticos de consumo de los usuarios en forma agregada y contrastarlos con la información compartida por los clientes.

Además, muchos usuarios residenciales viven en complejos multifamiliares, lo que plantea la posibilidad de considerar niveles intermedios donde los operadores de puntos de carga (operadores de EVSEs) se conecten con el agregador y funcione como intermediario entre el agregador y los EVSEs, contemplando límites en la infraestructura física. Por último, surge la pregunta de cómo puede el agregador utilizar el compromiso de consumo de los usuarios en mercados con horizontes de tiempo más cercanos al momento de entrega de energía, y cómo se pueden acoplar

## 6.4. Conclusiones

las decisiones en diferentes horizontes temporales y posiblemente en ubicaciones geográficas distintas (redes de distribución diferentes).

Estas son áreas de investigación interesantes que exploran la optimización y la coordinación de la carga de vehículos eléctricos en escenarios más complejos, aprovechando la flexibilidad de los usuarios y buscando una mayor eficiencia en el sistema eléctrico.

La implementación de estas soluciones, que aprovechan las Tecnologías de la Información y Comunicación (TIC) y las herramientas de la economía digital, es de vital importancia en el proceso de transición hacia un sistema de energía limpio. Estas soluciones permiten una mayor participación y empoderamiento de los usuarios, brindándoles información en tiempo real sobre el estado del mercado y la generación de energía renovable. Además, facilitan la coordinación y el intercambio de información entre los usuarios y el agregador, lo que contribuye a optimizar la carga de los vehículos eléctricos y promover un uso más eficiente de la energía.

Esta página ha sido intencionalmente dejada en blanco.

# Capítulo 7

## Conclusiones

En esta tesis, hemos abordado una serie de interrogantes relacionadas con el nuevo proceso de transición del sistema energético, con el propósito de promover su eficiencia y facilitar la incorporación de fuentes renovables. En esta transición, la electricidad se encamina a ser el principal energético del futuro, y esto genera nuevos desafíos en la operación y gestión del sistema eléctrico. Los objetivos de investigación se centraron en responder preguntas sobre las estrategias para generar valor en el sistema eléctrico mejorando su eficiencia, integrar a los usuarios finales en la operación y gestión del sistema, facilitar la electrificación del transporte y aprovechar la flexibilidad de los pequeños consumidores en el contexto de las redes inteligentes. También hemos explorado los posibles nuevos servicios que pueden surgir a partir de la figura del agregador de cargas en el sistema. Entendemos que éstas interrogantes son fundamentales para avanzar hacia un sistema energético más sostenible y eficiente.

En términos de alcance, nuestra investigación se ha centrado en la interacción del agregador con los usuarios finales, especialmente en el ámbito comercial y residencial, y otros agentes del sector eléctrico. Hemos estudiado la estructura del sistema eléctrico, las actividades económicas asociadas y el funcionamiento de los mercados. Nos hemos focalizado en la extensión del sistema transaccional de los mercados eléctricos organizados a la red de bajo voltaje, reconociendo la importancia de la figura del agregador de cargas para generar valor en el sistema. Además, hemos explorado los nuevos modelos de negocios habilitados por las plataformas digitales en la nube, el análisis de datos y la tecnología *grid-edge*. Estas herramientas han mostrado su potencial para avanzar hacia una red eléctrica descentralizada, distribuida y transaccional, permitiendo una mayor participación de los usuarios finales y una mejor optimización de los recursos energéticos.

A lo largo de esta tesis nos enfocamos en la coordinación y asignación de los recursos del sistema a los usuarios en función del valor y beneficios que le generan, apoyándonos en la teoría microeconómica que se enfoca en maximizar el *social welfare* del sistema. En particular, nos centramos en la gestión de la demanda de los usuarios comerciales y residenciales en un formato *day-ahead*. Estudiamos la interacción entre los agentes en un escenario donde participan varios agregadores brindando servicios eléctricos a los usuarios, acoplando los mercados mayoristas y

## Capítulo 7. Conclusiones

minoristas e interactuando con el operador de la red de distribución.

Para modelar el sistema utilizamos diversas herramientas matemáticas. Las más importantes son los métodos de descomposición para descentralizar el problema, métodos iterativos para encontrar el equilibrio en el mercado, propiedades de optimización convexa y la solución del problema del *optimal power flow* en redes de distribución. Utilizando estas herramientas analizamos cómo se forma el precio de la energía, cómo se comparten los recursos de red, y el intercambio de información de carácter público entre agentes manteniendo la información privada de cada uno bajo reserva. El modelo promueve propiedades de los mercados y permite encontrar el equilibrio intercambiando información de forma bidireccional, ofrecer flexibilidad en mercado mayorista y optimizar los recursos de la red. Sin embargo, presenta también algunas desventajas. Una de ellas es la lentitud de convergencia del método iterativo del subgradiente para encontrar los precios de los recursos, la cual se ve comprometida cuando crece la cantidad nodos de la red al considerar redes de distribución reales. Otra desventaja es la generación de diferentes precios a usuarios conectados en distintos puntos de la red. Esto contrasta con el principio de homogeneidad de precio y de justicia en el acceso de los recursos del sistema. Por último, nos gustaría destacar la necesidad de conocer la topología completa de la red de distribución, principal dificultad al aplicar modelos OPF en estas redes.

La electrificación del sector del transporte ha sido un tema destacado en nuestra investigación, reconociendo su potencial para proporcionar flexibilidad al sistema eléctrico en el corto y mediano plazo. Sin embargo, es crucial una coordinación inteligente para asegurar que las cargas de los EVs sean una solución y no un problema para el sistema. Hemos enfocado nuestros esfuerzos en abordar las problemáticas de coordinar la carga de vehículos eléctricos residenciales y comerciales, aplicando diferentes métodos de optimización y proponiendo nuevas estrategias que mejoren la generación de fuentes renovables, el control de la carga de EVs y la gestión de la red eléctrica. En particular nos centramos en la coordinación de usuarios residenciales y comerciales, priorizando sus intereses de cargar su batería con energía proveniente de fuentes limpias. Los agregadores acoplan el estado del sistema de generación con las necesidades de los clientes, planificando la carga de los vehículos en un formato *day-ahead*, en forma descentralizada y considerando patrones de movilidad y preferencia de los usuarios.

Los usuarios residenciales y comerciales van a utilizar infraestructura de carga o EVSEs privados, de carga lenta y distribuida en la red de bajo voltaje. Estos equipos presentan algunas limitantes técnicas y operativas que complejizan su planificación en conjunto. En particular abordamos el problema de tasas de carga discretas, característicos de EVSEs de carga lenta, como un problema de coordinación en dos etapas. En la primera se coordinan las sesiones de carga de los vehículos con el agregador y el mercado mayorista. En la segunda se coordinan las sesiones entre los usuarios, priorizando que pocos usuarios carguen al mismo tiempo. Este problema tomará especial relevancia en edificios residenciales multifamiliares, donde los modelos tradicionales (diseño de la red y pliegos tarifarios) generan problemas de simultaneidad en el acceso a la infraestructura por un corto periodo de tiempo, quedando ociosa el resto del tiempo. El modelo permite plani-

ficar la carga entre los participantes de forma descentralizada y sin ceder el control de la infraestructura. Una desventaja de este modelo es cuando los usuarios también pueden cargar en otras localidades además de su hogar (ej. lugar de trabajo). Para esto, se puede utilizar la capacidad de descomposición dual multi-nivel para esbozar soluciones, y son parte de las líneas futuras de investigación.

La economía digital habilita nuevos modelos de negocios conocidos como *asset-light* donde el dueño de los recursos es el usuario y el agregador habilita plataformas digitales que brindan servicios y posibilitan la coordinación. En este sentido nos enfocamos en técnicas que permitan coordinar un conjunto muy grande de usuarios de EVs. En este modelo se utilizan técnicas de optimización automática a gran escala y aprendizaje *online*, donde el agregador puede tomar decisiones con la información disponible en el momento, evitando problemas de sincronización y minimizando la cantidad de mensajes que necesitan intercambiar los usuarios y el agregador para equilibrar el mercado. Se utilizan métodos de optimización estocástica y métodos de reducción de varianza para abordar el problema de convergencia. La desventaja de este método es que no captura las relaciones y restricciones entre los usuarios cuando comparte el acceso a infraestructura de red, por ejemplo en un edificio residencial.

Este proceso de investigación ha dejado algunas interrogantes abiertas que pueden constituir nuevas áreas de desarrollo, algunas de las cuales se listan a continuación.

- En el contexto de la planificación *day-ahead* surgen nuevas interrogantes, por ejemplo ¿cómo fomentar el compromiso en el usuario residencial de respetar la planificación acordada con el agregador en el momento de ejecución?. ¿Cómo profundizar en el problema de localización geográfica de los usuarios, incorporar diferentes niveles de coordinación y la movilidad de los EVs con respecto al punto de carga? ¿Cómo puede el agregador ajustar este perfil de carga en forma dinámica de acuerdo al estado de la red de distribución en tiempo real y cómo valorizar esta flexibilidad o acoplarlo con otros servicios y mercados locales?
- Las dinámicas de las renovables, como el viento y el sol, pueden generar ciclos de mucha disponibilidad o escasez de energía que pueden extenderse durante algunos días, ¿cómo puede el agregador manejar plazos de planificación más largos con sus usuarios?. Esto es de particular interés en los vehículos residenciales, dado que la capacidad de sus baterías y sus parámetros de movilidad diaria no necesitan de una carga diaria.
- En ciertas circunstancias, los distintos agentes pueden tener intereses contrapuestos en cuanto a su participación en el mercado y en la operación del sistema. ¿Cómo acoplar e integrar el conflicto de intereses entre agentes, por ejemplo entre el agregador y el DSO cuando uno intenta maximizar su participación en el mercado de energía y el segundo debe mantener el correcto funcionamiento de la infraestructura?.

## Capítulo 7. Conclusiones

- Otro aspecto a investigar es cómo puede el agregador predecir la flexibilidad agregada de sus clientes y tomar mejores decisiones en su participación en el mercado mayorista. Cómo se correlacionan esas decisiones con otras variables, como el clima, el día de la semana u otras.
- El acceso a datos históricos de consumo y datos de movilidad del usuario se encuentran en su mayoría en la nube, y cómo acceder a estos datos para generar modelos o tomar mejores decisiones es una pregunta abierta en el área. Esto decanta en aspectos regulatorios, eficiencia en el uso de los datos y en la generación de soluciones digitales y plataformas que consideren estos aspectos.
- Para promover la participación del usuario final es necesario desarrollar propuestas tarifarias atractivas, fáciles de entender y adaptadas a las necesidades de cada usuario. ¿Cómo puede esto modelarse en un problema de optimización y traducirse en nuevos servicios?

Nuestros hallazgos y resultados han destacado la importancia de la colaboración entre los diferentes actores del sector energético, así como la necesidad de políticas y regulaciones adecuadas que impulsen la adopción de tecnologías sostenibles y la implementación de prácticas eficientes. Para lograr un sistema energético más sostenible y eficiente, es fundamental fomentar la participación activa de los usuarios finales, aprovechar la flexibilidad de los dispositivos y promover la integración de fuentes de energía renovable variable. Como reflexión, entendemos que es sumamente importante generar y promover mercados donde las tecnologías digitales y la innovación puedan valorizarse y desarrollarse. Para esto, es necesario que existan políticas públicas que fomenten la creación de mercados que promuevan la flexibilidad de la demanda, donde diferentes participantes propongan soluciones innovadoras y generen nuevo valor económico y social en el sistema y los usuarios.



## .1. Proposición 1 - Capítulo 6

En esta sección consideramos que  $\lambda^* \in \Lambda^* \subset \mathbb{R}^T$ , siendo  $\Lambda^*$  el espacio de soluciones factibles. Utilizamos la definición del subgradiente y la definición (6.7-6.10) del capítulo 5, sección [?]. Re ordenando los términos obtenemos:

$$\begin{aligned}
\|\lambda^{k+1} - \lambda^*\|^2 &= \|\lambda^k - \lambda^* + \alpha_k^N \tilde{g}(\lambda^k, \omega^k)\|^2 \\
&= \|\lambda^k - \lambda^*\|^2 + 2\alpha_k^N (\lambda^k - \lambda^*) \tilde{g}(\lambda^k, \omega^k)^T \\
&\quad + \|\tilde{g}(\lambda^k, \omega^k)\|^2 \\
&= \|\lambda^k - \lambda^*\|^2 + 2\alpha_k^N (\lambda^k - \lambda^*) g(\lambda^k)^T \\
&\quad + 2\alpha_k^N (\lambda^k - \lambda^*) \xi_{\omega_k}(\lambda^k)^T + (\alpha_k^N)^2 (\|g_k^N\|^2 \\
&\quad + 2g_k^N(\lambda^k) \xi_{\omega_k}(\lambda^k) + \|\xi_{\omega_k}(\lambda^k)\|^2)
\end{aligned} \tag{1}$$

Con el resultado anterior, tomamos la esperanza en el instante  $k$  dada la historia  $\mathcal{F}_k$  del algoritmo, obtenemos:

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}\{\|\lambda^{k+1} - \lambda^*\|^2 | \mathcal{F}_k\} &= \|\lambda^k - \lambda^*\|^2 + 2\alpha_k^N (\lambda^k - \lambda^*) g(\lambda^k)^T \\
&\quad + 2\alpha_k^N (\lambda^k - \lambda^*) \mathbb{E}\{\xi_{\omega_k}(\lambda^k) | \mathcal{F}_k\}^T \\
&\quad + (\alpha_k^N)^2 (\|g_k^N(\lambda^k)\|^2 + \mathbb{E}\{\|\xi_{\omega_k}(\lambda^k)\|^2 | \mathcal{F}_k\}) \\
&\quad + 2g_k^N(\lambda^k) \mathbb{E}\{\xi_{\omega_k}(\lambda^k) | \mathcal{F}_k\}
\end{aligned} \tag{2}$$

Analizamos los términos uno a uno:

1.

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}\{\xi_{\omega_k}(\lambda^k) | \mathcal{F}_k\} &= E\{\varphi_{\omega_k}(\lambda^k) - \mu(\lambda^k) | \mathcal{F}_k\} \\
&= E\{\varphi_{\omega_k}(\lambda^k) | \mathcal{F}_k\} - \mu(\lambda^k) \\
&= \sum_i^N \varphi_i(\lambda_k) P(i = \omega_k) - \mu(\lambda^k) \\
&= \frac{1}{N} \sum_i^N x_i^*(\lambda) - \mu(\lambda^k) = 0
\end{aligned} \tag{3}$$

2.

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}\{\|\xi_{\omega_k}(\lambda^k)\|^2 | \mathcal{F}_k\} &= E_{\omega_k} \{\|\varphi_{\omega_k}(\lambda^k) - \mu(\lambda^k)\|^2\} \\
&= E_{\omega_k} \{\|\varphi_{\omega_k}(\lambda^k)\|^2\} + \mu(\lambda^k)^2 \\
&\quad - 2\mu(\lambda^k) E_{\omega_k} \{\varphi_{\omega_k}(\lambda^k)\} \\
&\leq \sigma^2 - \mu(\lambda^k)^2 \geq 0
\end{aligned} \tag{4}$$

## Capítulo 7. Conclusiones

utilizando (2) y las definiciones (3-4) obtenemos:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}\{\|\lambda^{k+1} - \lambda^*\|^2 | \mathcal{F}_k\} &\leq \|\lambda^k - \lambda^*\|^2 + 2\alpha_k^N (q(\lambda^k) - q(\lambda^*)) \\ &\quad + (\alpha_k^N)^2 (G + \sigma^2 - \mu(\lambda^k)) \end{aligned} \tag{5}$$

# Referencias

- [1] Hannah Ritchie, Max Roser, and Pablo Rosado. CO2 and Greenhouse Gas Emissions. *Our World in Data*, 2020. <https://ourworldindata.org/co2-and-greenhouse-gas-emissions>.
- [2] International Energy Agency. Net Zero by 2050 scenario - Data Product. Technical report, IEA, Paris, 2021.
- [3] World Energy Scenarios 2019. Exploring innovation pathways to 2040. Technical report, World Energy Council, 2019.
- [4] IRENA (2022). Smart electrification with renewables: Driving the transformation of energy services. Technical report, International Renewable Energy Agency, Abu Dhabi., 2022.
- [5] Cathy Wang Hannes Pfeifenberger Paul L. Joskow Dharik S. Mallapragada, Cristian Junge and Richard Schmalensee. Electricity pricing problems in future renewables-dominant power systems. Technical report, MIT - CEEPR, 2022.
- [6] Dolf Gielen, Francisco Boshell, Arina Anisie, and Elena Ocenic. Flexibility for power systems transformation. Technical report, IRENA Innovation and Technology Center, 03 2021.
- [7] IRENA (2018). Power system flexibility for the energy transition, part 1: Overview for policy makers. Technical report, International Renewable Energy Agency, Abu Dhabi., 2018.
- [8] Rehman Zafar, Anzar Mahmood, Sohail Razzaq, Wamiq Ali, Usman Naeem, and Khurram Shehzad. Prosumer based energy management and sharing in smart grid. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 82:1675–1684, 2018.
- [9] Freddy Plaum, Roya Ahmadiyahangar, Argo Rosin, and Jako Kilter. Aggregated demand-side energy flexibility: A comprehensive review on characterization, forecasting and market prospects. *Energy Reports*, 8:9344–9362, 2022.
- [10] William W. Hogan. Electricity market design and zero-marginal cost generation. *Curr Sustainable Renewable Energy*, 9:15–26, March 2022.

## Referencias

- [11] Frank A. Wolak. Market design in an intermittent renewable future: Cost recovery with zero-marginal-cost resources. *IEEE Power and Energy Magazine*, 19(1):29–40, Jan 2021.
- [12] Tao Chen, Hajir Pourbabak, and Wencong Su. Electricity market reform. In Wencong Su and Alex Q. Huang, editors, *The Energy Internet*, chapter 5, pages 97–121. Woodhead Publishing, 2019.
- [13] Steven Stoft. *Power System Economics: Designing Markets for Electricity*. Wiley-IEEE Press, 2002.
- [14] IEA (2022). World energy outlook 2022. Technical report, International Energy Agency, Paris, 2022.
- [15] E. Litvinov. Design and operation of the Locational Marginal Prices-based electricity markets. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2009.
- [16] Scott Harvey and William Hogan. Locational Marginal Prices and Electricity Markets. *NYISO FERC*, 2022.
- [17] Jean-Michel Glachant, Paul L. Joskow, and Michael G. Pollitt, editors. *Handbook on Electricity Markets*. Edward Elgar Publishing, 2021.
- [18] William W. Hogan. Electricity market restructuring: Reforms of reforms. *20th Annual Conference Center for Research in Regulated Industries Rutgers University*, 2001.
- [19] Levin T. Wiser R. Seel J. Botterud A. Mills, A.D. Impacts of variable renewable energy on wholesale markets and generating assets in the United States: A review of expectations and evidence. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 120(109670), March 2020.
- [20] Paul L. Joskow. *Challenges for Wholesale Electricity Markets with Intermittent Renewable Generation at Scale: The U.S. Experience*. MIT press, 2019.
- [21] Oleksandr Prokhorov and Dina Dreisbach. The impact of renewables on the incidents of negative prices in the energy spot markets. *Energy Policy*, 167:113073, 2022.
- [22] Joachim Seel, Dev Millstein, Andrew Mills, Mark Bolinger, and Ryan Wiser. Plentiful electricity turns wholesale prices negative. *Advances in Applied Energy*, 4:100073, 2021.
- [23] José Villar, Ricardo Bessa, and Manuel Matos. Flexibility products and markets: Literature review. *Electric Power Systems Research*, 154:329–340, 2018.

- [24] Shaojun Huang, Qiuwei Wu, Shmuel S Oren, Ruoyang Li, and Zhaoxi Liu. Distribution Locational Marginal Pricing through quadratic programming for congestion management in distribution networks. *IEEE Transactions on Power Systems*, 30(4):2170–2178, 2014.
- [25] Anthony Papavasiliou. Analysis of Distribution locational Marginal Prices. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 9(5):4872–4882, Sep. 2018.
- [26] PÉREZ-ARRIAGA Ignacio J. SCHWENEN Sebastian BATLLE Carlos GLACHANT Jean-Michel RUESTER, Sophia. From distribution networks to smart distribution systems : rethinking the regulation of European electricity DSOs. Technical report, Florence School of Regulation, THINK, Policy Briefs, Electricity, 2014.
- [27] M. Jabbari Ghadi, Sahand Ghavidel, Amin Rajabi, Ali Azizvahed, Li Li, and Jiangfeng Zhang. A review on economic and technical operation of active distribution systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 104:38–53, 2019.
- [28] Harrison Hampton, Aoife Foley, Dylan Furszyfer Del Rio, Beatrice Smyth, David Lavery, and Brian Caulfield. Customer engagement strategies in retail electricity markets: A comprehensive and comparative review. *Energy Research & Social Science*, 90:102611, 08 2022.
- [29] Goutam Dutta and Krishnendranath Mitra. A literature review on dynamic pricing of electricity. *Journal of the Operational Research Society*, 68(10):1131–1145, 2017.
- [30] Xing Yan, Yusuf Ozturk, Zechun Hu, and Yonghua Song. A review on price-driven residential demand response. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 96:411–419, 2018.
- [31] Scott Burger, Jose Pablo Chaves-Ávila, Carlos Batlle, and Ignacio J. Pérez-Arriaga. A review of the value of aggregators in electricity systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 77:395–405, 2017.
- [32] OFGEM. Aggregators - barriers and external impacts. Technical report, OFGEM, 2016.
- [33] IRENA (2019). Innovation landscape brief: Aggregators. Technical report, International Renewable Energy Agency, Abu Dhabi., 2019.
- [34] Selina Kerscher and Pablo Arboleya. The key role of aggregators in the energy transition under the latest European regulatory framework. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 134:107361, 2022.
- [35] Jesse D. Jenkins Carlos Batlle Burger, Scott P. and Ignacio J. Pérez-Arriaga. Restructuring revisited part 1: Competition in electricity distribution systems. *The Energy Journal*, 40(3):31–54, 2019.

## Referencias

- [36] Ralph Cavanagh and Amanda Levin. Chapter 9 - rehabilitating retail electricity markets: Pitfalls and opportunities. In Fereidoon P. Sioshansi, editor, *Future of Utilities Utilities of the Future*, pages 175–192. Academic Press, Boston, 2016.
- [37] IEA (2018). Status of power system transformation: Advanced power plant flexibility. Technical report, International Energy Agency, Paris, 2018.
- [38] O.M. Babatunde, J.L. Munda, and Y. Hamam. Power system flexibility: A review. *Energy Reports*, 6:101–106, 2020. The 6th International Conference on Power and Energy Systems Engineering.
- [39] Cherrelle Eid, Paul Codani, Yannick Perez, Javier Reneses, and Rudi Hakvoort. Managing electric flexibility from distributed energy resources: A review of incentives for market design. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 64:237–247, 2016.
- [40] Özge Okur, Petra Heijnen, and Zofia Lukszo. Aggregator’s business models in residential and service sectors: A review of operational and financial aspects. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 139:110702, 2021.
- [41] Xiaoxing Lu, Kangping Li, Hanchen Xu, Fei Wang, Zhenyu Zhou, and Yangang Zhang. Fundamentals and business model for resource aggregator of demand response in electricity markets. *Energy*, 204:117885, 2020.
- [42] Nicholas Good, Eduardo A. Martínez Ceseña, Christopher Heltoft, and Pierluigi Mancarella. A transactive energy modelling and assessment framework for demand response business cases in smart distributed multi-energy systems. *Energy*, 184:165–179, 2019. Shaping research in gas-, heat- and electric-energy infrastructures.
- [43] Morteza Nazari-Heris, Mehdi Abapour, and Behnam Mohammadi-Ivatloo. An updated review and outlook on electric vehicle aggregators in electric energy networks. *Sustainability*, 14(23), 2022.
- [44] Omid Sadeghian, Arman Oshnoei, Behnam Mohammadi-ivatloo, Vahid Vahidinasab, and Amjad Anvari-Moghaddam. A comprehensive review on electric vehicles smart charging: Solutions, strategies, technologies, and challenges. *Journal of Energy Storage*, 54:105241, 2022.
- [45] Rasmus Hedegaard, Theis Pedersen, and Steffen Petersen. Multi-market demand response using economic model predictive control of space heating in residential buildings. *Energy and Buildings*, 150:253–261, 09 2017.
- [46] Muhammad F Zia, Mohamed Benbouzid, Elhoussin Elbouchikhi, SM Mu-yeen, Kuaanan Techato, and Josep M Guerrero. Microgrid transactive energy: Review, architectures, distributed ledger technologies, and market analysis. *Ieee Access*, 8:19410–19432, 2020.

- [47] Ioannis Lampropoulos, Tarek Alskaf, Jelle Blom, and Wilfried van Sark. A framework for the provision of flexibility services at the transmission and distribution levels through aggregator companies. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 17:100187, 2019.
- [48] E. Marrasso, C. Roselli, M. Sasso, and F. Tariello. Comparison of centralized and decentralized air-conditioning systems for a multi-storey/multi users building integrated with electric and diesel vehicles and considering the evolution of the national energy system. *Energy*, 177:319–333, 2019.
- [49] Avi Gopstein, Cuong Nguyen, Cheyney O’Fallon, Nelson Hastings, and David A. Wollman. NIST framework and roadmap for smart grid interoperability standards, release 4.0, 2021-02-18 00:02:00 2021.
- [50] G. Dileep. A survey on smart grid technologies and applications. *Renewable Energy*, 146:2589 – 2625, 2020.
- [51] Bala Sai Kiran Patnam and Naran M. Pindoriya. Demand response in consumer-centric electricity market: Mathematical models and optimization problems. *Electric Power Systems Research*, 193:106923, 2021.
- [52] Jaysson Guerrero, Daniel Gebbran, Sleiman Mhanna, Archie C. Chapman, and Gregor Verbič. Towards a transactive energy system for integration of distributed energy resources: Home energy management, distributed Optimal Power Flow, and peer-to-peer energy trading. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 132:110000, 2020.
- [53] Ahsan Raza Khan, Anzar Mahmood, Awais Safdar, Zafar A. Khan, and Naveed Ahmed Khan. Load Forecasting, Dynamic Pricing and DSM in Smart Grid: A Review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 54:1311–1322, 2016.
- [54] M.H. Albadi and E.F. El-Saadany. A summary of demand response in electricity markets. *Electric Power Systems Research*, 78(11):1989–1996, 2008.
- [55] Subhasis Panda, Sarthak Mohanty, Pravat Kumar Rout, Binod Kumar Sahu, Mohit Bajaj, Hossam M. Zawbaa, and Salah Kamel. Residential demand side management model, optimization and future perspective: A review. *Energy Reports*, 8:3727–3766, 2022.
- [56] R.B. Melton. Gridwise transactive energy framework version 1.1. Tech. Rep. PNNL-22946, The GridWise Architecture Council, Richland, WA, USA, 2019.
- [57] Sijie Chen and Chen-Ching Liu. From demand response to transactive energy: state of the art. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 5(1):10–19, January 2017.

## Referencias

- [58] Qi Huang, Waqas Amin, Khalid Umer, Hoay Beng Gooi, Foo Yi Shyh Eddy, Muhammad Afzal, Mahnoor Shahzadi, Abdullah Aman Khan, and Syed Adrees Ahmad. A review of transactive energy systems: Concept and implementation. *Energy Reports*, 7:7804–7824, 2021.
- [59] Omid Abrishambaf, Fernando Lezama, Pedro Faria, and Zita Vale. Towards transactive energy systems: An analysis on current trends. *Energy Strategy Reviews*, 26:100418, 2019.
- [60] Jeffrey Price Eric Woychik John Caldwell Ed Cazalet, Paul De Martini. Business and regulatory models. Technical report, NIST Transactive Energy Challenge, 2017.
- [61] Sen Li, Jianming Lian, Antonio J. Conejo, and Wei Zhang. Transactive energy systems: The market-based coordination of distributed energy resources. *IEEE Control Systems Magazine*, 40(4):26–52, 2020.
- [62] Yue Chen, Yu Yang, and Xiaoyuan Xu. Towards transactive energy: An analysis of information-related practical issues. *Energy Conversion and Economics*, 3(3):112–121, 2022.
- [63] Sohrab Nizami, Wayes Tushar, M.J. Hossain, Chau Yuen, Tapan Saha, and H. Vincent Poor. Transactive energy for low voltage residential networks: A review. *Applied Energy*, 323:119556, 2022.
- [64] Flora Charbonnier, Thomas Morstyn, and Malcolm D. McCulloch. Coordination of resources at the edge of the electricity grid: Systematic review and taxonomy. *Applied Energy*, 318:119188, 2022.
- [65] IRENA (2019). Innovation outlook: Smart charging for electric vehicles. Technical report, International Renewable Energy Agency, Abu Dhabi., 2019.
- [66] Nanduni I. Nimalsiri, Chathurika P. Mediwaththe, Elizabeth L. Ratnam, Marnie Shaw, David B. Smith, and Saman K. Halgamuge. A survey of algorithms for distributed charging control of electric vehicles in smart grid. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 21(11):4497–4515, 2020.
- [67] Ruoyang Li, Qiuwei Wu, and Shmuel S Oren. Distribution Locational Marginal Pricing for optimal electric vehicle charging management. *IEEE Transactions on Power Systems*, 29(1):203–211, 2013.
- [68] Paul D. Klemperer and Margaret A. Meyer. Supply function equilibria in oligopoly under uncertainty. *Econometrica*, 57(6):1243–1277, 1989.
- [69] Richard D. Tabors Roger E. Bohn Fred C. Schweppe, Michael C. Caramanis. *Spot Pricing of Electricity*. Power Electronics and Power Systems. Springer New York, NY, 1 edition, 1988.



- [70] R. Johari and J. Tsitsiklis. Parameterized supply function bidding: Equilibrium and welfare. *Technical report, MIT*, 2006.
- [71] R. Baldick and W. Hogan. Capacity constrained supply function equilibrium models of electricity markets: Stability, non-decreasing constraints, and function space iterations,. *PWP-089 Working Paper, University of California Berkeley*, 2002.
- [72] J Carpentier. Optimal power flows. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 1(1):3–15, 1979.
- [73] F. Capitanescu, J.L. Martinez Ramos, P. Panciatici, D. Kirschen, A. Marano Marcolini, L. Platbrood, and L. Wehenkel. State-of-the-art, challenges, and future trends in security-constrained Optimal Power Flow. *Electric Power Systems Research*, 81(8):1731–1741, 2011.
- [74] Florin Capitanescu. Critical review of recent advances and further developments needed in ac Optimal Power Flow. *Electric Power Systems Research*, 136:57–68, 2016.
- [75] Paul M Sotkiewicz and Jesus M Vignolo. Nodal pricing for distribution networks: efficient pricing for efficiency enhancing DG. *IEEE transactions on power systems*, 21(2):1013–1014, 2006.
- [76] Joshua Adam Taylor. *Convex Optimization of Power Systems*. Cambridge University Press, 2015.
- [77] Javad Lavaei and Steven H. Low. Zero Duality Gap in Optimal Power Flow Problem. *IEEE Transactions on Power Systems*, 27(1):92–107, Feb 2012.
- [78] Steven H. Low. Convex relaxation of Optimal Power Flow—part i: Formulations and Equivalence. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 1(1):15–27, March 2014.
- [79] Steven H. Low. Convex relaxation of optimal power flow—part ii: Exactness. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 1(2):177–189, June 2014.
- [80] R.A. Jabr. Radial distribution load flow using conic programming. *IEEE Transactions on Power Systems*, 21(3):1458–1459, Aug 2006.
- [81] Masoud Farivar and Steven H. Low. Branch Flow Model: Relaxations and Convexification—Part I. *IEEE Transactions on Power Systems*, 28(3):2554–2564, Aug 2013.
- [82] Fariba Zohrizadeh, Cedric Jozs, Ming Jin, Ramtin Madani, Javad Lavaei, and Somayeh Sojoudi. A survey on conic relaxations of Optimal Power Flow problem. *European Journal of Operational Research*, 287(2):391–409, 2020.
- [83] Matt Kraning, Eric Chu, Javad Lavaei, and Stephen Boyd. Dynamic network energy management via proximal message passing. *Foundations and Trends in Optimization*, 1(2):73–126, 2014.

## Referencias

- [84] Qiuyu Peng and Steven H. Low. Distributed algorithm for Optimal Power Flow on a radial network. In *53rd IEEE Conference on Decision and Control*, pages 167–172, Dec 2014.
- [85] Rahul R Jha, Adedoyin Inaolaji, Biswajit Dipan Biswas, Arun Suresh, Anamika Dubey, Sumit Paudyal, and Sukumar Kamalasan. Distribution Grid Optimal Power Flow (D-OPF): Modeling, analysis, and benchmarking. *IEEE Transactions on Power Systems*, pages 1–14, 2022.
- [86] Lijun Chen, Na Li, Steven Low, and John Doyle. Two market models for demand response in power networks. pages 397 – 402, 11 2010.
- [87] Na Li, Lijun Chen, and Munther A. Dahleh. Demand response using linear supply function bidding. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 6(4):1827–1838, July 2015.
- [88] Yunjian Xu, Na Li, and Steven H Low. Demand response with capacity constrained supply function bidding. *IEEE Transactions on Power Systems*, 31(2):1377–1394, 2015.
- [89] Na Li, Lijun Chen, and Steven H. Low. Optimal demand response based on utility maximization in power networks. In *2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting*, pages 1–8, 2011.
- [90] Lijun Chen, Na Li, Libin Jiang, and Steven H Low. Optimal demand response: Problem formulation and deterministic case. In *Control and optimization methods for electric smart grids*, pages 63–85. Springer, 2012.
- [91] Lingwen Gan, Ufuk Topcu, and Steven H Low. Optimal decentralized protocol for electric vehicle charging. *IEEE Transactions on Power Systems*, 28(2):940–951, 2012.
- [92] Carlo Amenta, Martina Aronica, and Carlo Stagnaro. Is more competition better? retail electricity prices and switching rates in the European Union. *Utilities Policy*, 78:101405, 2022.
- [93] Stephen Boyd, Neal Parikh, Eric Chu, Borja Peleato, Jonathan Eckstein, et al. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers. *Foundations and Trends® in Machine learning*, 3(1):1–122, 2011.
- [94] Almir Mutapcic Stephen Boyd, Lin Xiao and Jacob Mattingley. Notes on decomposition methods. In *Notes for EE364B*. Stanford University, 2015.
- [95] Daniel Palomar and Mung Chiang. A tutorial on decomposition methods for network utility maximization. *IEEE Journal Selected Areas in Communications*, 24:1439 – 1451, 09 2006.
- [96] Lin Xiao Stephen Boyd and Almir Mutapcic. Subgradient methods. *Notes for EE392o, Standford University*, 2003.

- [97] Stephen Boyd and Lieven Vandenberghe. *Convex optimization*. Cambridge University Press, 2004.
- [98] D.P. Bertsekas and J.N. Tsitsiklis. *Parallel and Distributed Computation: Numerical Methods*,. Prentice-Hall, 1989.
- [99] Uruguay XXI. Energias Renovables en Uruguay. Technical report, Promoción de inversiones, exportaciones e imagen país, October 2022.
- [100] James E. Braun. Load control using building thermal mass. *ASME Journal of Solar Engineering*, 125:292–301, 08/2003 2003.
- [101] Marc Beaudin and Hamidreza Zareipour. Home energy management systems: A review of modelling and complexity. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 45:318–335, 2015.
- [102] Haider Tarish Haider, Ong Hang See, and Wilfried Elmenreich. A review of residential demand response of smart grid. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 59:166–178, 2016.
- [103] Krzysztof Gajowniczek and Tomasz Zabkowski. Data mining techniques for detecting household characteristics based on smart meter data. *Energies*, 8(7):7407–7427, 2015.
- [104] João Victor Jales Melo, George Rossany Soares Lira, Edson Guedes Costa, Antonio F Leite Neto, and Iago B Oliveira. Short-term load forecasting on individual consumers. *Energies*, 15(16):5856, 2022.
- [105] Goldfarb D Alizadeh, F. Second-order cone programming. *Math. Program.*, 95:3–51, January 2003.
- [106] Day-Ahead and Real-Time Market Operations. *Energy & Ancillary Services Market Operations*. PJM, 124 edition, 2022.
- [107] Zhenyu Fan, Tim Horger, Jeff Bastian, and Andrew Ott. An overview of PJM energy market design and development. In *2008 Third International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies*, pages 12–17. IEEE, 2008.
- [108] B. C. Pal C. W. Ten-G. J. Shirek H. Zhu J. C. Fuller J. L. R. Pereira L. F. Ochoa L. R. de Araujo R. C. Dugan S. Matthias S. Paudyal T. E. McDermott K. P. Schneider, B. A. Mather and W Kersting. Analytic considerations and design basis for the IEEE Distribution Test Feeders,. *IEEE Transactions on Power Systems*, PP(99):1–1, 2017.
- [109] Jared Langevin, Chioke B. Harris, Aven Satre-Meloy, Handi Chandra-Putra, Andrew Speake, Elaina Present, Rajendra Adhikari, Eric J.H. Wilson, and Andrew J. Satchwell. US building energy efficiency and flexibility as an electric grid resource. *Joule*, 5(8):2102–2128, 2021.

## Referencias

- [110] Yongbao Chen, Peng Xu, Jiefan Gu, Ferdinand Schmidt, and Weilin Li. Measures to improve energy demand flexibility in buildings for demand response (dr): A review. *Energy and Buildings*, 177:125–139, 2018.
- [111] Glenn Reynders, Rui Amaral Lopes, Anna Marszal-Pomianowska, Daniel Aelenei, João Martins, and Dirk Saelens. Energy flexible buildings: An evaluation of definitions and quantification methodologies applied to thermal storage. *Energy and Buildings*, 166:372–390, 2018.
- [112] José Sánchez Ramos, Mcarmen Pavón Moreno, Mcarmen Guerrero Delgado, Servando Álvarez Domínguez, and Luisa F Cabeza. Potential of energy flexible buildings: Evaluation of DSM strategies using building thermal mass. *Energy and Buildings*, 203:109442, 2019.
- [113] Michael Grant and Stephen Boyd. CVX: Matlab software for disciplined convex programming, version 2.1. <http://cvxr.com/cvx>, March 2014.
- [114] Michael Grant and Stephen Boyd. Graph implementations for nonsmooth convex programs. In V. Blondel, S. Boyd, and H. Kimura, editors, *Recent Advances in Learning and Control*, Lecture Notes in Control and Information Sciences, pages 95–110. Springer-Verlag Limited, 2008. [http://stanford.edu/~boyd/graph\\_dcp.html](http://stanford.edu/~boyd/graph_dcp.html).
- [115] TYNDP. Scenario report 2022. Technical report, ENTOSe, 2022.
- [116] Kellen Schefter Charles Satterfield. Electric vehicle sales and the charging infrastructure required through 2030. Technical report, Edison Electric Institute, June 2022.
- [117] ENTSOe. Electric vehicle integration into power grids. Technical report, ENTSOe, 2021.
- [118] IEA (2022). Global ev outlook 2022. Technical report, IEA, Paris, 2022.
- [119] Alan Jenn and Jake Highleyman. Distribution grid impacts of electric vehicles: A California case study. *iScience*, 25(1):103686, 2022.
- [120] Stefan Knupfer Shivika Sahdev Hauke Engel, Russell Hensley. Charging ahead: Electric-vehicle infrastructure demand. Technical report, McKinsey Center for Future Mobility, 2018.
- [121] N. Sadeghianpourhamami, N. Refa, M. Strobbe, and C. Develder. Quantitative analysis of electric vehicle flexibility: A data-driven approach. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 95:451–462, 2018.
- [122] Julia K. Szinai, Colin J.R. Sheppard, Nikit Abhyankar, and Anand R. Gopal. Reduced grid operating costs and renewable energy curtailment with electric vehicle charge management. *Energy Policy*, 136:111051, 2020.

- [123] Muhammad Bashir Anwar, Matteo Muratori, Paige Jadun, Elaine Hale, Brian Bush, Paul Denholm, Ookie Ma, and Kara Podkaminer. Assessing the value of electric vehicle managed charging: a review of methodologies and results. *Energy & Environmental Science*, 15(2), 2 2022.
- [124] Brennan Borlaug, Shawn Salisbury, Mindy Gerdes, and Matteo Muratori. Levelized cost of charging electric vehicles in the United States. *Joule*, 4(7):1470–1485, 2020.
- [125] Leo Strobel, Jonas Schlund, and Marco Pruckner. Joint analysis of regional and national power system impacts of electric vehicles—a case study for Germany on the county level in 2030. *Applied Energy*, 315:118945, 2022.
- [126] Jairo Quiros-Tortos, Luis Ochoa, and Timothy Butler. How electric vehicles and the grid work together: Lessons learned from one of the largest electric vehicle trials in the world. *IEEE Power and Energy Magazine*, 16(6):64–76, 2018.
- [127] Sonali Chadha, Vaibhav Jain, and Hemant Raj Singh. A review on smart charging impacts of electric vehicles on grid. *Materials Today: Proceedings*, 63:751–755, 2022. 4th International Conference on Advances in Mechanical Engineering and Nanotechnology.
- [128] Sanchari Deb, Mikko Pihlatie, and Mohammed Al-Saadi. Smart charging: A comprehensive review. *IEEE Access*, 10:134690–134703, 2022.
- [129] Sarthak Mohanty, Subhasis Panda, Shubhranshu Mohan Parida, Pravat Kumar Rout, Binod Kumar Sahu, Mohit Bajaj, Hossam M. Zawbaa, Nallapaneni Manoj Kumar, and Salah Kamel. Demand side management of electric vehicles in smart grids: A survey on strategies, challenges, modeling, and optimization. *Energy Reports*, 8:12466–12490, 2022.
- [130] Joy Chandra Mukherjee and Arobinda Gupta. A review of charge scheduling of electric vehicles in smart grid. *IEEE Systems Journal*, 9:1541–1553, 2015.
- [131] Qinglong Wang, Xue Liu, Jian Du, and Fanxin Kong. Smart charging for electric vehicles: A survey from the algorithmic perspective. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 18(2):1500–1517, 2016.
- [132] Zachary J. Lee, Sunash Sharma, Daniel Johansson, and Steven H. Low. ACN-Sim: An open-source simulator for data-driven electric vehicle charging research. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 12(6):5113–5123, 2021.
- [133] Zachary J. Lee, George Lee, Ted Lee, Cheng Jin, Rand Lee, Zhi Low, Daniel Chang, Christine Ortega, and Steven H. Low. Adaptive charging networks: A framework for smart electric vehicle charging, 2020.
- [134] Gilles Van Kriekinghe, Cedric De Cauwer, Nikolaos Sapountzoglou, Thierry Coosemans, and Maarten Messagie. Day-ahead forecast of electric vehicle

## Referencias

- charging demand with deep neural networks. *World Electric Vehicle Journal*, 12(4), 2021.
- [135] H. Cai, Y. Xin, H. Martin, and M. Raubal. Optimizing electric vehicle charging schedules based on probabilistic forecast of individual mobility. *AGILE: GIScience Series*, 3:3, 2022.
- [136] Dawei Qiu, Yi Wang, Weiqi Hua, and Goran Strbac. Reinforcement learning for electric vehicle applications in power systems:a critical review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 173:113052, 2023.
- [137] Vida Rozite George Kamiya IEA (2022). Digitalisation energy system: Overview. Technical report, IEA, Paris <https://www.iea.org/reports/digitalisation> , License: CC BY 4.0, 2022.
- [138] Sebastian Montes de Oca, Gonzalo Belcredi, and Pablo Monzón. A simple leveled cost of charging electric vehicles in uruguay. In *2021 IEEE URUCON*, pages 421–424, 2021.
- [139] Bharat Singh Rajpurohit Siddhant Kumar, Adil Usman. Battery charging topology, infrastructure, and standards for electric vehicle applications: A comprehensive review. *IET Energy Systems Integration*, 2021.
- [140] Niangjun Chen, Chee Wei Tan, and Tony Q. S. Quek. Electric vehicle charging in smart grid: Optimality and valley-filling algorithms. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 8(6):1073–1083, Dec 2014.
- [141] Lingwen Gan, Ufuk Topcu, and Steven H. Low. Stochastic distributed protocol for electric vehicle charging with discrete charging rate. In *2012 IEEE Power and Energy Society General Meeting*, pages 1–8, 2012.
- [142] Jueyou Li, Chaojie Li, Yan Xu, Zhao Yang Dong, Kit Po Wong, and Tingwen Huang. Noncooperative game-based distributed charging control for plug-in electric vehicles in distribution networks. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 14(1):301–310, Jan 2018.
- [143] Emmanuel J. Candes, Michael B. Wakin, and Stephen P. Boyd. Enhancing sparsity by reweighted l1 minimization. 2008.
- [144] Martin Wainwright Trevor Hastie, Robert Tibshirani. *Statistical Learning with Sparsity: The Lasso and Generalizations*. CRC Press, 2015.
- [145] Fu Lin, Makan Fardad, and Mihailo R. Jovanović. Design of optimal sparse feedback gains via the Alternating Direction Method of Multipliers. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 58(9):2426–2431, Sep. 2013.
- [146] Chaojie Li, Xinghuo Yu, Wenwu Yu, Guo Chen, and Jianhui Wang. Efficient computation for sparse load shifting in demand side management. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 8(1):250–261, Jan 2017.

- [147] Jueyou Li, Chaojie Li, Zhiyou Wu, Xiangyu Wang, Kok Lay Teo, and Changzhi Wu. Sparsity-promoting distributed charging control for plug-in electric vehicles over distribution networks. *Applied Mathematical Modelling*, 58:111–127, 2018.
- [148] Ramesh Johari and John N. Tsitsiklis. Parameterized supply function bidding: Equilibrium and efficiency. *Operations Research*, 59(5):1079–1089, 2011.
- [149] M. Kozlova and I. Overland. Combining capacity mechanisms and renewable energy support: A review of the international experience. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 155:111878, 2022.
- [150] Lucien Werner, Adam Wierman, and Steven H. Low. Pricing flexibility of shiftable demand in electricity markets. *Proceedings of the Twelfth ACM International Conference on Future Energy Systems*, 2021.
- [151] M. Fardad F. Lin and M. R. Jovanović. Design of optimal sparse feedback gains via the Alternating Direction Method of Multipliers. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 58(9), 2013.
- [152] Ahmad Al Mugharbil Vida Rozite Jean-Baptiste Le Marois Emi Bertoli, Monica Troilo. The potential of digital business models in the new energy economy speeding efficiency gains and increasing demand-side flexibility. *IEA, Paris* <https://www.iea.org/articles/the-potential-of-digital-business-models-in-the-new-energy-economy>, 2022.
- [153] Dimitri P Bertsekas et al. Incremental gradient, subgradient, and proximal methods for convex optimization: A survey. *Optimization for Machine Learning*, 2010(1-38):3, 2011.
- [154] Stephen Boyd and Almir Mutapcic. Stochastic subgradient methods. *Lecture Notes for EE364b, Stanford University*, 2008.
- [155] Angelia Nedic and Dimitri P. Bertsekas. Incremental subgradient methods for nondifferentiable optimization. *SIAM Journal on Optimization*, 12(1):109–138, 2001.
- [156] and Poczos Barnabas Reddi, Sashank J. Fast incremental method for non-convex optimization. *arXiv*, 2016.
- [157] Mark Schmidt, Nicolas Le Roux, and Francis Bach. Minimizing finite sums with the stochastic average gradient. 2013.
- [158] Sashank J. Reddi, Ahmed Hefny, Suvrit Sra, Barnabas Poczos, and Alexander J Smola. On variance reduction in stochastic gradient descent and its asynchronous variants. In C. Cortes, N. Lawrence, D. Lee, M. Sugiyama, and R. Garnett, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 28. Curran Associates, Inc., 2015.

## Referencias

- [159] Aaron Defazio, Francis Bach, and Simon Lacoste-Julien. Saga: A fast incremental gradient method with support for non-strongly convex composite objectives. In Z. Ghahramani, M. Welling, C. Cortes, N. Lawrence, and K.Q. Weinberger, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 27. Curran Associates, Inc., 2014.
- [160] P. Balamurugan and Francis Bach. Stochastic variance reduction methods for saddle-point problems. In *Proceedings of the 30th International Conference on Neural Information Processing Systems*, NIPS'16, page 1416–1424, Red Hook, NY, USA, 2016. Curran Associates Inc.
- [161] Kramer H. Schill WP. et al. Gaete-Morales, C. An open tool for creating battery-electric vehicle time series from empirical data, emobpy. *Sci Data*, 8(152), 2021.





Esta es la última página.  
Compilado el lunes 27 noviembre, 2023.  
<http://ie.fing.edu.uy/>