



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

METODOLOGÍAS DE PROYECCIÓN DE DEMANDA Y EVALUACIÓN DEL
IMPACTO DE VEHÍCULOS ELÉCTRICOS EN REDES DE DISTRIBUCIÓN

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE
DOCTOR EN SISTEMAS DE INGENIERÍA

GONZALO EDUARDO PAREDES MARTÍNEZ

PROFESOR GUÍA:
LUIS VARGAS DÍAZ

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
ANTONIO CARLOS ZAMBRONI DE SOUZA
RODRIGO ANDRÉS MORENO VIEYRA
SEBASTIÁN ALEJANDRO MALDONADO ALARCÓN
VÍCTOR MANUEL PARADA DAZA

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por Helmholtz Association, becas CONICYT del Gobierno de Chile y el Instituto Milenio de Sistemas Complejos de Ingeniería

SANTIAGO DE CHILE

2022

RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR
AL TÍTULO DE DOCTOR EN SISTEMAS DE INGENIERÍA
POR: GONZALO EDUARDO PAREDES MARTÍNEZ
FECHA: 2022
PROF. GUÍA: LUIS VARGAS DÍAZ

METODOLOGÍAS DE PROYECCIÓN DE DEMANDA Y EVALUACIÓN DEL IMPACTO DE VEHÍCULOS ELÉCTRICOS EN REDES DE DISTRIBUCIÓN

Esta tesis de doctorado se da en un contexto de cambios en el segmento de distribución a nivel internacional. El desarrollo tecnológico, acompañado de cambios normativos, ha permitido una participación más activa de la demanda, el desarrollo de generación distribuida, la masificación de los vehículos eléctricos y la incorporación de sistemas de almacenamiento para dar servicios en las redes de distribución. La integración de estos elementos, que ya son parte de algunos sistemas de distribución en el mundo, es uno de los principales desafíos que tiene el sector eléctrico chileno para los próximos años. Este trabajo se centra en dos temas relevantes para los sistemas de distribución, la proyección de demanda y el efecto que pueden tener los vehículos eléctricos (VE) en el sistema. Respecto a la proyección de demanda, en esta tesis se utiliza la demanda horaria por alimentador, en periodos de meses y años, que es de gran relevancia para la generación distribuida que planifica sus proyectos en función de ésta. También será de importancia para gestionar en forma eficiente la carga y descarga de VE, bajo el concepto *Vehicles to Grid*. Respecto al efecto que pueden tener los VE en el sistema, este trabajo evalúa un escenario de alta penetración, observando los efectos sobre el margen de capacidad de los alimentadores para distintas opciones tarifarias que se podrían aplicar en Chile. Ambos temas son parte de los desafíos que se han identificado para la red de distribución del futuro. El estudio se aplica a la ciudad de Santiago, pero es reproducible en otras ciudades. Se ha puesto especial énfasis en el uso de la información más detallada disponible de los sistemas de distribución eléctricos. El trabajo utiliza una base de datos de seis años del consumo horario de 169 alimentadores de las zonas centro y oriente de la capital. También se han utilizado las bases de datos de infraestructura de las redes de distribución, información pública disponible en la Superintendencia de Electricidad y Combustibles. Como resultado de esta tesis de doctorado se han desarrollado tres artículos de investigación. El primer artículo se centra en el tratamiento de datos de consumo eléctrico, con resolución horaria, a nivel de alimentador y en la caracterización del fenómeno *Discrete Load Change* (DLC) asociado a la reconfiguración en las redes de distribución. El principal resultado de este trabajo es una metodología de proyección de consumos que permite reducir de 25 % a 12 % del Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE) con respecto al estándar de la industria, en presencia de DLC. El segundo artículo tiene como objetivo proyectar la demanda horaria en alimentadores de distribución para el mediano y largo plazo, considerando las restricciones de capacidad de las instalaciones. Los resultados de esta investigación identifican una exitosa metodología que exhibe un MAPE de 6 % para el 95 % del consumo de los alimentadores proyectados. Adicionalmente, esta metodología produce un aumento de 9 % en el uso de la capacidad instalada del sistema. El tercer artículo analiza la respuesta de los usuarios de VE frente a diversas tarifas de precio en la valorización de la energía o servicios que pueden entregar a la red. Los resultados de este trabajo muestran que una tarifa dinámica por tipo de día y mes, coincidente con el perfil de carga del alimentador, puede generar los incentivos adecuados para la incorporación masiva del vehículo eléctrico al mercado.

A mis padres y a toda la familia.

Agradecimientos

Agradezco a mis padres Sergio y Claudia por su apoyo incondicional, a Rosario, Simón y Martín por acompañarme en este proceso con tanto cariño junto a toda la familia. Agradezco los sabios consejos de mi profesor guía, y el apoyo de compañeros y amigos que me enseñaron durante estos años; Mario, Nicolás, Alejandro, Sebastián y Mauricio. Agradezco a Chilectra (actualmente Enel Distribución) por facilitar la información del consumo eléctrico horario por alimentador de las zonas oriente y centro de Santiago en el periodo 2008-2013.

Tabla de Contenido

1. Introducción	1
1.1. Motivación de la Tesis	1
1.2. Objetivos	4
1.3. Resumen de los artículos desarrollados para la tesis	5
1.4. Estructura de la Tesis	6
2. Antecedentes	7
2.1. Introducción al Mercado Eléctrico Chileno	7
2.1.1. Contexto Regulatorio de la Distribución en Chile	11
2.1.2. Desafíos y Oportunidades del Mercado Eléctrico Chileno	13
2.2. Antecedentes de la Proyección de Demanda en Distribución	14
2.2.1. Proyección de Demanda en la red de Distribución de Santiago	15
2.2.2. Reconfiguración de la Red de Distribución	16
2.2.3. Proyección de Demanda en el Mediano Plazo	18
2.2.4. Variables de Entrada para la Proyección de demanda en el mediano plazo y el Caso de Referencia	19
2.2.5. Proyección de demanda en el mediano plazo con Simulación de DLC .	21
2.3. Modelo de Interacción del Vehículo Eléctrico con los Sistemas de Distribución	24
2.3.1. Metodología y Etapas de la Evaluación	25
2.3.2. Características del sistema de transporte de la ciudad	26
2.3.3. Proyecciones del transporte para la ciudad	28
2.3.4. Simulación de Viajes	29
2.3.5. Supuestos de Consumo Eléctrico, Carga y Conexión de los BEV	31
2.3.6. Opciones Tarifarias Analizadas	35
2.3.7. Asignación de Vehículos Eléctricos a los Alimentadores de Distribución	39
3. Primer artículo: Adjustment of discrete load changes in feeder databases for improving medium-term demand forecasting	42
4. Segundo artículo: Reconfiguration and Reinforcement Allocation as Ap- plied to Hourly Medium-Term Load Forecasting of Distribution Feeders	50
5. Tercer artículo: A Comprehensive Evaluation of the Impact of Tariffs Schemes on BEV use and Capacity Margin in Distribution Feeder Infrastructure	59

Conclusión	71
Bibliografía	74

Capítulo 1

Introducción

En este capítulo se presenta la motivación general de la tesis, los objetivos planteados en la investigación, un resumen de los artículos desarrollados para esta tesis y la estructura del documento.

1.1. Motivación de la Tesis

El desarrollo de grandes centros urbanos presenta importantes desafíos de planificación que deben considerar la integración de distintas áreas o disciplinas para lograr un desarrollo sustentable en el tiempo [1]. Las ciudades eventualmente se transformaran en ciudades inteligentes, y para lograr este objetivo, es necesario el manejo y proceso de grandes volúmenes de datos [2, 3]. Los resultados de estos procesos, entregarán a los usuarios información respecto a cambios en sus patrones de consumo que podrían mejorar su calidad de vida o reducir sus costos. Los usuarios finales han demostrado que en ciertas actividades y servicios, modifican sus patrones de consumo dependiendo de la información disponible [4]. Es por esto, que el manejo de la información relacionada a los patrones de los usuarios y la retroalimentación con ellos, permite mejorar la toma de decisiones, generando patrones de consumo más eficientes. Este cambio en la relación entre el usuario y el sistema se da comúnmente en el transporte, donde las personas buscan reducir los tiempos de viaje, independiente de la ruta a seguir, o reducir los costos, viajando en horarios fuera de punta. Esta relación y entendimiento natural que se ha producido con el transporte con plataformas como Uber, podría no ser tan evidente para los usuarios con el mercado eléctrico. Sin embargo, es el consumidor final el que impulsa la demanda del sistema eléctrico, modificando el despacho de las unidades de generación y, en un mercado marginalista como el chileno, afectando el precio spot al que se transa la energía entre los actores. La relación es directa, y en un futuro cercano los consumidores finales serán agentes más activos que responderán a señales de eficiencia y precio que dé el mercado local [5, 6].

Gran parte de los consumidores residenciales finales están conectados a una red de distribución, que provee la infraestructura necesaria para dar un suministro confiable y de calidad. Un grupo de clientes finales es suministrado comúnmente a través de un transformador secundario de distribución. Por su parte, un conjunto de transformador secundario conectados

entre sí, forman lo que se conoce como un alimentador. El alimentador se conecta a un sistema de mayor tensión a través del transformador primario de distribución, donde comúnmente se registra el consumo agregado de un gran número de clientes y que se conoce como la cabecera del alimentador. A nivel del alimentador las redes de distribución tienen la posibilidad de ser reconfiguradas, permitiendo transferir la carga de uno o más transformadores secundarios entre distintos alimentadores. El traspaso de carga entre los alimentadores se utiliza para balancear la demanda entre ellos, evitando la sobrecarga de alguna de las instalaciones que puede terminar con una falla del sistema.

En la actualidad la mayoría de los alimentadores de distribución de las grandes ciudades en Chile, como Santiago, operan en una configuración fija y sólo se producen cambios en la red en caso de contingencia o por una reconfiguración estratégica. Este último punto tendrá mayor importancia en la red de distribución del futuro [7], donde la reconfiguración será un evento más común que permitirá flexibilizar la operación del sistema en presencia de una carga más compleja como la que se proyecta con una alta penetración de generación distribuida (GD) y una adopción masiva del vehículo eléctrico (VE). Por otro lado, el alimentador es uno de los principales elementos de planificación de los sistemas de distribución, por lo que al considerar la reconfiguración de la red en el proceso de planificación se podrían retrasar inversiones en infraestructura, por ejemplo, logrando suministrar la demanda en forma segura y confiable mediante cambios topológicos, en vez de reemplazar los conductores o el transformador primario para aumentar la capacidad del alimentador. Esto aumentaría el porcentaje de uso de las instalaciones que comúnmente es bajo, ya que en la actualidad los sistemas de distribución se planifican para una demanda máxima, o de punta, mucho más alta que el consumo medio del alimentador. Este criterio podría cambiar en el futuro si las nuevas tecnologías, como el VE o los sistemas de almacenamiento, entregan servicios para reducir las demandas de punta en los alimentadores. En particular el VE han sido diseñando y está preparado para reaccionar rápidamente a cambios repentinos en los requerimientos energéticos. Al momento de partir un viaje o en una subida pronunciada, los VE deben ser capaces de entregar la potencia necesaria a los motores para cumplir con los requerimientos del usuario casi en forma instantánea. Estas características de operación hacen que el vehículo, en un contexto *V2G*, sea un muy buen candidato para reducir la demanda de punta del alimentador, aportando alta intensidad al sistema en cortos periodos de tiempo.

Las ciudades tienen la posibilidad de incorporar generación mediante energías renovables, como la solar fotovoltaica y la eólica, por nombrar algunas. En un futuro no muy lejano se incorporarán en forma masiva los vehículos eléctricos y los sistemas de almacenamiento. La mayor o menor participación de estas tecnologías en el mercado y su consecuente efecto sobre la red de distribución, dependerá de la evolución de sus costos y de las condiciones económicas y contractuales que establezca el regulador para las distintas tecnologías. La generación fotovoltaica y eólica son alternativas que dependen fuertemente de las condiciones de viento y radiación solar que tenga una ciudad particular. El VE en cambio, es un medio de transporte, por lo que se espera que eventualmente esté en todas las ciudades. Adicionalmente, en el último tiempo, la industria automotriz ha anunciado fuertes medidas que impulsan un cambio tecnológico hacia un transporte eléctrico más sustentable. También han proyectado que el equilibrio de costos entre el vehículo a combustión y el vehículo 100% a batería (sin considerar los costos operacionales), se alcanzará entre los años 2025 y 2030 [8, 9, 10]. Frente a la inminente adopción de los VE, se debe considerar el impacto de su conexión en

el proceso de planificación y operación de las redes de distribución, para evitar problemas de abastecimiento conforme crezca su participación en el parque vehicular[11]. Esta nueva demanda puede generar una sobrecarga en las redes a nivel de alimentador, producto del aumento de energía y potencia requerida, si no se planifica correctamente. La conexión del VE al sistema de distribución también presenta oportunidades permitiendo gestionar la demanda, reducir las pérdidas en las redes y hacer un uso mas eficiente de la infraestructura [7].

En el caso del VE, que tiene como primer objetivo cubrir las necesidades de transporte del usuario, la participación en el mercado eléctrico no solo como un consumo gestionable sino como un elemento de flexibilidad, será una actividad complementaria o secundaria que los usuarios estarán dispuestos a aceptar en la medida que les genere algún beneficio. Por este motivo, es importante alinear los incentivos para que los usuarios de VEs estén dispuestos a participar del mercado eléctrico. Esto se puede lograr aprovechando diferenciales de precios entre los momentos de compra y venta de energía, conocido como arbitraje, y también dando servicios complementarios o flexibilidad al sistema en los momentos de mayor exigencia. En este contexto surgen las siguientes preguntas que han motivado esta investigación, ¿Cómo proyectar la demanda a nivel de alimentador?, ¿Cuales son las particularidades del consumo en media tensión?, ¿Cómo modelar la incorporación del vehículo eléctrico al sistema de distribución?, ¿Qué influencia tiene este tipo de generación sobre la planificación de un alimentador de distribución en el mediano y largo plazo?, ¿Cómo equilibrar de mejor forma la carga y descarga de los los VE en los alimentadores?, ¿Cuáles deberían ser las señales de precios adecuadas para que los VE participen del mercado y den un servicios al operador del sistema de distribución?. La Figura 1.1 muestra la visión de futuro que se presenta en esta tesis.

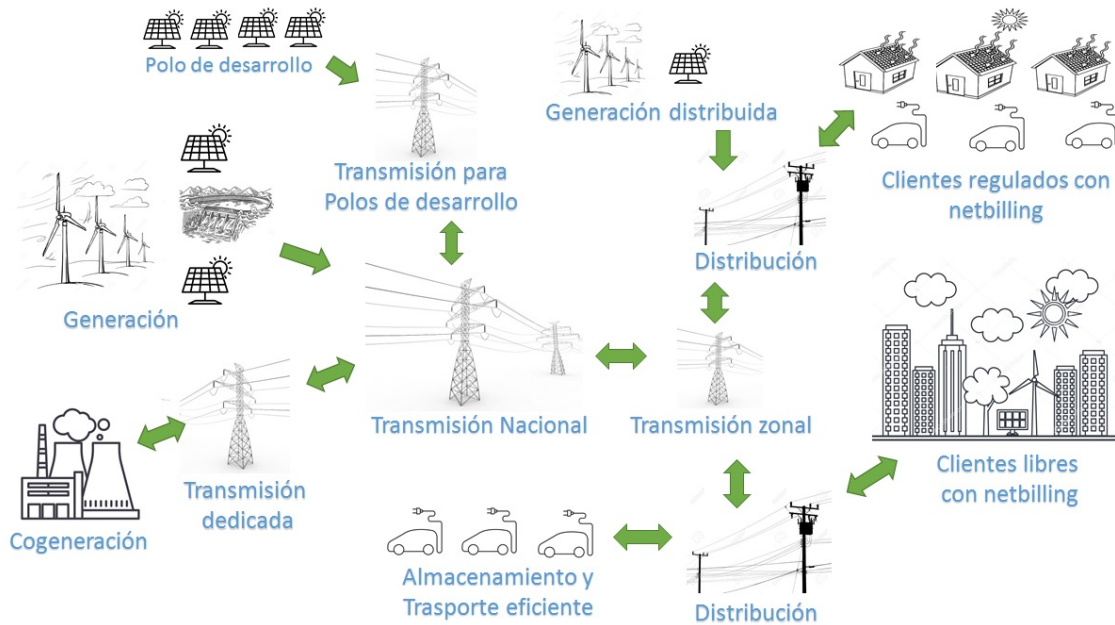


Figura 1.1: Visión de futuro de la relación entre los agentes del sistema eléctrico

1.2. Objetivos

Esta tesis tiene dos objetivos. El primero es desarrollar escenarios de demanda eléctrica a nivel de alimentador que respeten la capacidad máxima de las instalaciones. El segundo es evaluar el impacto y el potencial que tienen los VE en los sistemas de distribución frente a distintas tarifas en la valoración de la energía o servicios que pueden entregar al sistema.

Objetivos Específicos

En relación a la proyección de demanda, el objetivo de este trabajo es desarrollar escenarios de demanda a nivel de alimentador considerando los aspectos técnicos que tiene el problema, incorporando criterios de planificación y simplificaciones adecuadas para simular la reconfiguración en el mediano plazo.

Algunos de los objetivos específicos de este trabajo son:

- Procesar y consolidar los registros históricos de la demanda por alimentador para los sectores oriente y centro de Santiago en el periodo 2008-2013.
- Probar y proponer distintas formas de visualización para los registros horarios de la demanda, de todos los alimentadores, y en ventanas de tiempo de años y meses.
- Evaluar el uso de distintas técnicas de *load forecasting* aplicadas a la proyección de mediano plazo con resolución horaria. Analizar el desempeño de las técnicas respecto a la selección de las variables de entrada y configuración de parámetros. Utilizar una de las técnicas para proyectar la demanda de los alimentadores para los sectores oriente y centro de Santiago en el periodo 2014-2020.
- Desarrollar un modelo de traspaso de carga entre alimentadores y en base a la proyección de demanda para el periodo 2014-2020, simular la reconfiguración de los alimentadores incorporando, las conexiones entre ellos, utilizando pasos discretos de traspaso de carga y generando nuevos alimentadores por sector en caso de ser necesarios.

En relación a la evaluación del impacto y el potencial que tienen los VE en los sistemas de distribución, la investigación se centra en modelar el efecto de los VE frente a distintas opciones tarifas en la valoración de la energía o servicios que pueden entregar al sistema. Para lograr este objetivo se deben modelar aspectos básicos de los viajes en la ciudad, los procesos de carga y descarga de los VE y las condiciones contractuales necesarias para su conexión. Se utiliza la demanda horaria por alimentador registrada el 2013 para entender el efecto que tendría la incorporación masiva de vehículos eléctricos en el sistema de distribución de la ciudad.

Algunos de los objetivos específicos de este trabajo son:

- Caracterizar el sistema de transporte de la ciudad, representando la distribución horaria de viajes, los tiempos medios de viaje, la frecuencia de viaje entre zonas y las distribuciones de velocidades por horarios. Lo anterior en base a información pública disponible [12] y proyecciones desarrolladas para Santiago al 2030 [1].

- Desarrollar un modelo que permita calcular los requerimientos energéticos de un parque vehicular de VE, considerando los patrones de transporte característicos de la ciudad, definiendo las relaciones entre el consumo eléctrico, las características de los vehículos y los procesos de carga en base a información disponible en la literatura.
- Desarrollar un modelo que permita optimizar las compras y ventas de energía minimizando el costo de carga del usuario.
- Analizar como las distintas tarifas modifican la respuesta de los usuarios de VE y proponer una tarifa que permita aprovechar las oportunidades que presenta el VE en distribución.
- Evaluar el efecto que produce la inyección y el retiro de energía del VE sobre los alimentadores, estimando el porcentaje en el que aumenta o disminuye su margen de capacidad y contrastando los resultados para las distintas tarifas de precios.

1.3. Resumen de los artículos desarrollados para la tesis

El primer artículo se centran en el tratamiento de datos de consumo eléctrico a nivel de alimentador y en la caracterización del fenómeno *Discrete Load Change* (DLC) asociado a la reconfiguración en las redes de distribución. El principal resultado de este trabajo es una metodología que permite reducir de 25 % y 12 % del Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE) del Caso *Naive* en presencia de eventos de DLC, que corresponde al estándar de la industria y que es utilizado como referencia para evaluar el desempeño de otras técnicas de proyección.

El segundo artículo tiene como objetivo proyectar la demanda horaria en alimentadores de distribución para el mediano y largo plazo, considerando las restricciones de capacidad de las instalaciones. Se evalúan distintas técnicas de *Load Forecasting*, dando especial énfasis a la selección de los parámetros y variables de entrada utilizadas. Luego se proyecta la demanda horaria en un periodo de cinco años y se simula la reconfiguración de los alimentadores de manera que los valores proyectados no superen los límites de capacidad de las instalaciones, sensibilizando los resultados respecto a los mapas de conexiones y criterios de reconfiguración utilizados. Los resultados de esta investigación muestran un MAPE de 6 % en la validación de la proyección para el 95 % de los alimentadores y un aumento de 9 % en los factores de uso del sistema cuando se considera la reconfiguración.

El tercer artículo analiza la respuesta de los usuario de VE frente a diversas opciones tarifarias en la valorización de la energía o servicios que podrían entregar a la red. En este trabajo se incorporan las distintas dimensiones que tiene el problema, considerando los patrones de viaje de los usuarios en Santiago, el consumo real de energía en los alimentadores de las zonas Oriente y Centro de la Ciudad y la infraestructura real de la red de distribución. Los resultados de este trabajo muestran que una tarifa dinámica, que sea coincidente con la demanda por alimentador, aumenta el factor de uso de los alimentadores y reduce las horas de congestión cuando se considera una adopción masiva de VE. Se compara este caso con otros donde se fija una tarifa sin considerar las necesidades de la distribución, observando que en estos casos el número máximo de vehículos que se pueden conectar a un alimenta-

dor sin superar su capacidad nominal se reduce drásticamente. Finalmente se concluye que un diseño adecuado de la tarificación para los VE, puede generar incentivos para motivar su participación en el mercado mejorando los factores de uso de las instalaciones en distribución.

1.4. Estructura de la Tesis

El documento se organiza de la siguiente forma. En el Capítulo 2 se entregan antecedentes del mercado eléctrico chileno y aquellos temas más relevantes de las publicaciones que conforman esta tesis. En el Capítulo 3 se presenta el artículo *Adjustment of discrete load changes in feeder databases for improving medium-term demand forecasting* publicado en la revista *IET Generation, Transmission & Distribution*. El Capítulo 4 contiene el artículo *Reconfiguration and Reinforcement Allocation as Applied to Hourly Medium-Term Load Forecasting of Distribution Feeders* publicado en la revista *IET Generation, Transmission & Distribution*. En el capítulo 5 se presenta el artículo *A Comprehensive Evaluation of the Impact of Tariffs Schemes on BEV use and Capacity Margin in Distribution Feeder Infrastructure* en proceso de desarrollo para ser enviado a la revista *IEEE Transactions on Smart Grid* durante 2022. Finalmente en las conclusiones se discuten los principales resultados obtenidos y la importancia de la investigación en el contexto del mercado eléctrico chileno, finalizando con la bibliografía del documento.

Capítulo 2

Antecedentes

En este capítulo se presentan una breve introducción al mercado eléctrico chileno con énfasis en los cambios que se han producido en la última década y los actores a quienes podría interesar este estudio. Luego se presentan los principales antecedentes y resultados de las investigaciones realizadas en los tres artículos que componen este trabajo. En los antecedentes de las investigaciones realizadas se describe brevemente la proyección de demanda que realiza la distribuidora. En segundo lugar se comenta la importancia de desarrollar una proyección de demanda de los alimentadores de distribución, en el mediano plazo, con resolución horaria y que considere los eventos de reconfiguración de la red. Se presentan los estudios que han identificado este problema y el curso de acción que han seguido. En tercer lugar se exhiben las referencias relacionadas a la proyección de demanda en el mediano plazo y las variables de entrada consideradas en el modelo de reconfiguración. En cuarto lugar se presentan las referencias utilizadas para caracterizar el modelo de transporte de la ciudad, el consumo de los vehículos eléctricos, las tarifas, el modelo de carga y descarga de los vehículos, y la metodología de asignación entre alimentadores y VEs.

2.1. Introducción al Mercado Eléctrico Chileno

A continuación, se describe brevemente el contexto general de los segmentos, agentes y productos del mercado eléctrico chileno. El segmento de generación del mercado eléctrico chileno funciona con un despacho centralizado, como una bolsa de energía con costos variables auditados y con contratos financieros para el suministro de clientes. El segmento de transmisión se desarrolla en base en una expansión determinada por el regulador, cuyas obras resultantes son sometidas a licitación y adjudicadas a quién ofrezca el valor más económico. El segmento de distribución es tarifado a través de estudios de empresa modelo, y su expansión depende de las empresas, las que tiene incentivos para alcanzar el estándar exigido por el regulador. Por otro lado, la ley eléctrica chilena considera dos tipos de clientes finales diferenciados por tamaño, los clientes regulados (menor a 500 kW de potencia conectada) y los libres (sobre 5 MW de potencia conectada). Entre ambos valores límites hay libertad de escoger entre uno u otro esquema. El regulador chileno es el encargado de licitar bloques de energía para el suministro de los clientes regulados (consumo residencial) de las distribuidoras. Los clientes libres negocian su suministro eléctrico directamente con los generadores o las distribuidoras,

que además de ser las encargadas de las redes de distribución pueden comercializar energía.

Respecto a las instituciones que participan en el mercado, a continuación se describen brevemente sus principales atribuciones u objetivos. El Coordinador Eléctrico Nacional (CEN) es el operador del sistema o ISO (por su sigla en inglés). El CEN es responsable de coordinar la operación de todas las instalaciones del sistema eléctrico, generación y la transmisión, con el objetivo de mantener la calidad y la seguridad del servicio garantizando una operación a mínimo costo. La Superintendencia de Electricidad y Combustibles (SEC) supervisa y verifica el cumplimiento de las normas y reglamentos, velando por el correcto funcionamiento de los servicios de electricidad, gas y combustibles. El Ministerio de Energía es el responsable de las políticas, programas y normas que incentiven el buen funcionamiento y el desarrollo del sector energético. La Comisión Nacional de Energía (CNE) es el organismo encargado de analizar tarifas y normas técnicas que rigen a las empresas de generación, transmisión y distribución. La CNE también asesora al Gobierno a través del Ministerio de Energía y dirige importantes estudios como el de la planificación de la transmisión. Dentro de otros organismos que participan en el sector está el Panel de expertos y el tribunal de la libre competencia, que actual en la resolución de conflicto. De igual forma, el Ministerio de Medioambiente y el Servicio de Impacto Ambiental participan en la evaluación ambiental de los proyectos de generación y transmisión que se quieren construir.

El mercado eléctrico chileno se transan tres productos; energía, potencia y servicios complementarios. Las inyecciones y retiros de energía se transan en el mercado spot al costo marginal del sistema. De igual forma, las inyecciones y retiros de potencia se transan, pero en este caso a un precio diferenciado por barra que define y actualiza la CNE cada 6 meses. En relación a los servicios complementarios, estos se desarrollan mediante instrucción directa, subastas o licitaciones. En el caso de los servicios materializados por instrucción directa, estos son remunerados con costos eficientes.

La Figura 2.1 presenta los agentes e instituciones del mercado eléctrico.

El mercado eléctrico chileno ha experimentado importantes cambios en la última década. En generación, se ha incrementado la competencia gracias a la reducción de costos de la tecnología solar fotovoltaica y eólica. Esto ha permitido pasar en una década de un sistema que dependía fuertemente de la operación con centrales de respaldo, a un sistema con alta penetración de energías renovables. Este proceso ha generado una reducción importante en los costos marginales del sistema y un aumento de la capacidad instalada eficiente que permite, por ejemplo, plantear objetivos de des-carbonización sin afectar la confiabilidad del sistema. De la mano del mercado spot, el mercado de contratos entre clientes libres y generadores también ha experimentado una baja significativa en los precios de contratación acordado en estos procesos privados, con una reducción promedio cercana al 27% entre 2012 y 2018, valor que se refleja en el Precio Medio de Mercado (PMM) publicado por el regulador. La Figura 2.2 muestra el costo marginal en la barra Polpaico 220 y el Precio Medio de Mercado de los clientes libres en el Sistema Interconectado del Norte Grande (SING), Sistema Interconectado Central (SIC) y posterior a la interconexión de ambos en noviembre del 2017, desde cuando ambos sistemas se conocen como Sistema Eléctrico Nacional (SEN).

Por su parte, la transmisión tuvo cambios normativos importantes el año 2016, con una nueva ley que introduce una planificación de largo plazo, para tener un sistema de transmisión

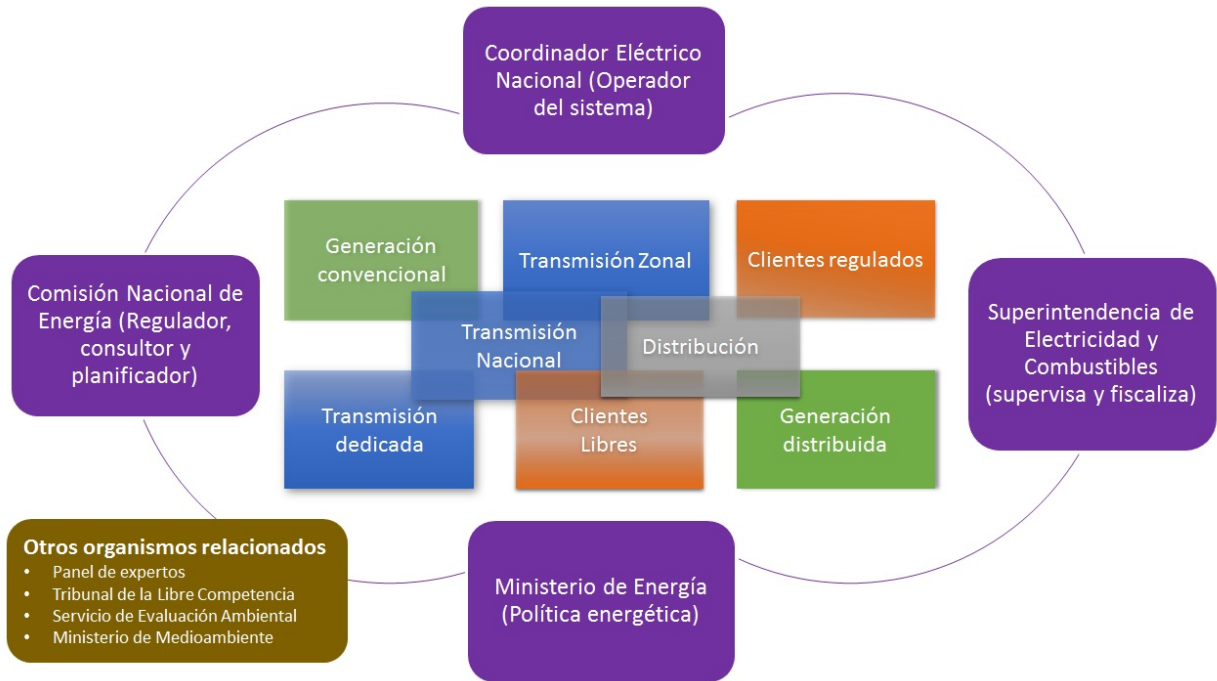


Figura 2.1: Agentes e instituciones del mercado eléctrico chileno

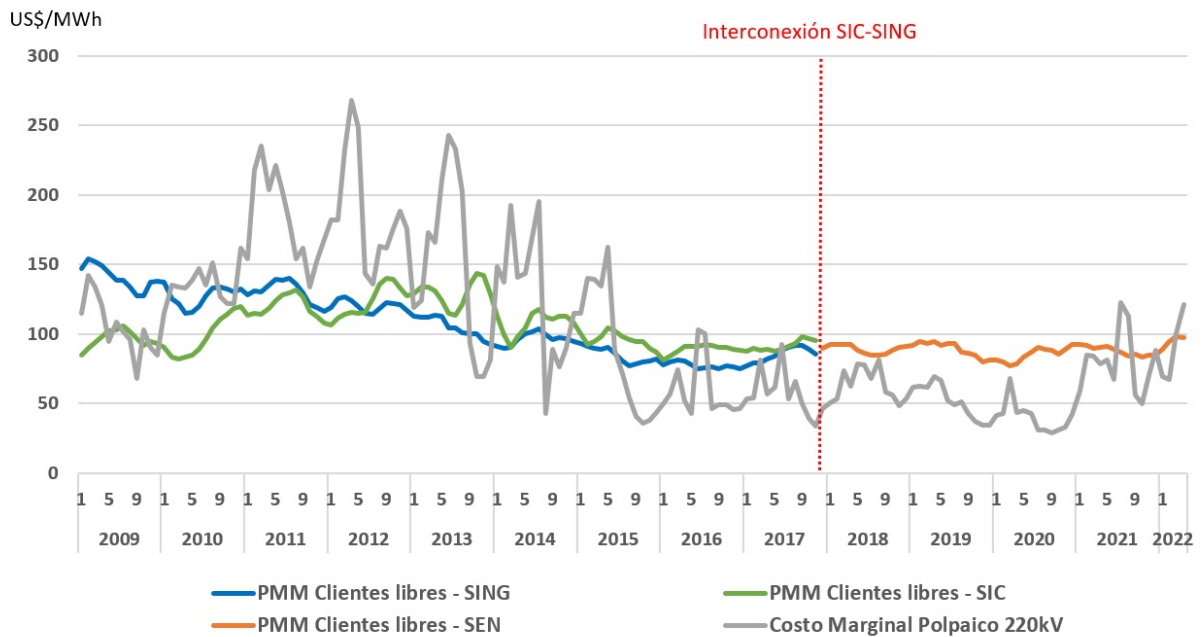


Figura 2.2: Costo marginal en la barra Polpaico 220 y PMM de clientes libres 2009-2022

con holgura y cobertura, que reduzca el riesgo de congestión e incentive la generación en polos de desarrollo. La Ley traspasa los costos de los sistemas de transmisión a los usuarios finales, los que financian las obras de transmisión decretadas por el regulador (CNE).

Respecto al consumidor final, este puede ser un cliente libre de gran tamaño como una industria, o un cliente regulado de menor tamaño como el consumo de una casa o un de-

partamento. Los grandes clientes negocian sus contratos de suministro directamente con los generadores. Los clientes regulados son suministrados a través de contratos que hoy en día son licitados por el regulador, y anteriormente por las distribuidoras. Este esquema de licitaciones reguladas, a partir del proceso realizado el 2015, ha permitido ir reduciendo los precios de adjudicación y aumentando la competencia por obtener contratos de largo plazo, lo que ha potenciado la entrada de nuevos actores al segmento de generación. De esta forma, en la licitación 2015/02 del año 2015 un total de 1.188 MW de nuevos proyectos renovables fueron adjudicados, logrando una cobertura de 100 % de la energía licitada. Luego la licitación 2015/01 del año 2016 adjudicó 2.500 MW a nuevos proyectos que deberían entrar en operación entre los años 2021 y 2022. En el proceso de licitación 2017/01 del año 2017 se adjudicaron aproximadamente 400 MW de nuevos proyectos renovables que deberían entrar en operación antes de 2024. El último proceso de licitación 2021/01 del 2021 se adjudicó 100 % a nuevos proyectos renovables con entrada en operación en 2026 y con un precio promedio de 24 US\$/MWh. La Figura 2.3 muestra el monto total adjudicado y el precio medio de las últimas 7 licitaciones reguladas.

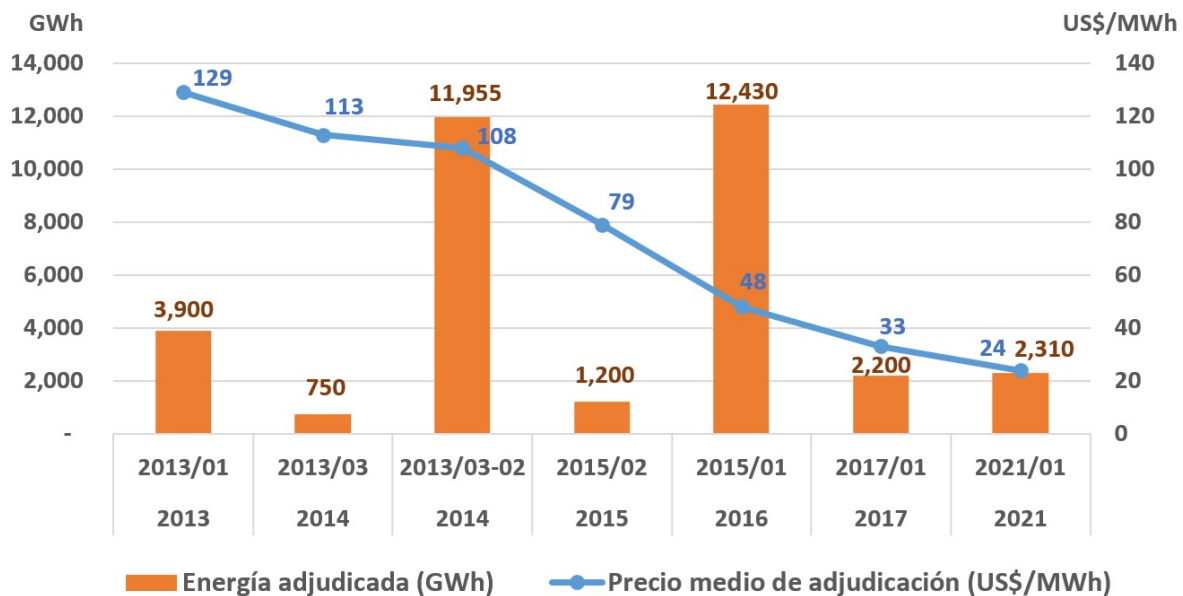


Figura 2.3: Precios y Montos Adjudicados en las Licitaciones Reguladas

El precio promedio de los contratos vigentes de las licitaciones de suministro para clientes regulados se define en el mercado chileno como Precio de Nudo Promedio (PNP). Este precio se utiliza para calcular las distintas tarifas a las que puedan optar los clientes regulados que son suministrados por una distribuidora. En esta investigación el PNP se ha usado para definir el precio medio de las tarifas evaluadas para la incorporación de los vehículos eléctricos. La Figura 2.4 presenta la proyección del PNP utilizada en este estudio. Los valores PNP proyectados se calculan en base a todos los contratos firmados hasta la licitación 2017/01 y para estimar el precio de los contratos futuros, se ha proyectado un precio de contratación para las futuras licitaciones de 40 US\$/MWh, el cual es un balance entre el precio de la licitación 2017/01, que fue de 33 US\$/MWh, y el aumento en el riesgo de mercado, llegando al valor propuesto.

El sector de distribución en Chile, está comenzando a experimentar cambios importantes en

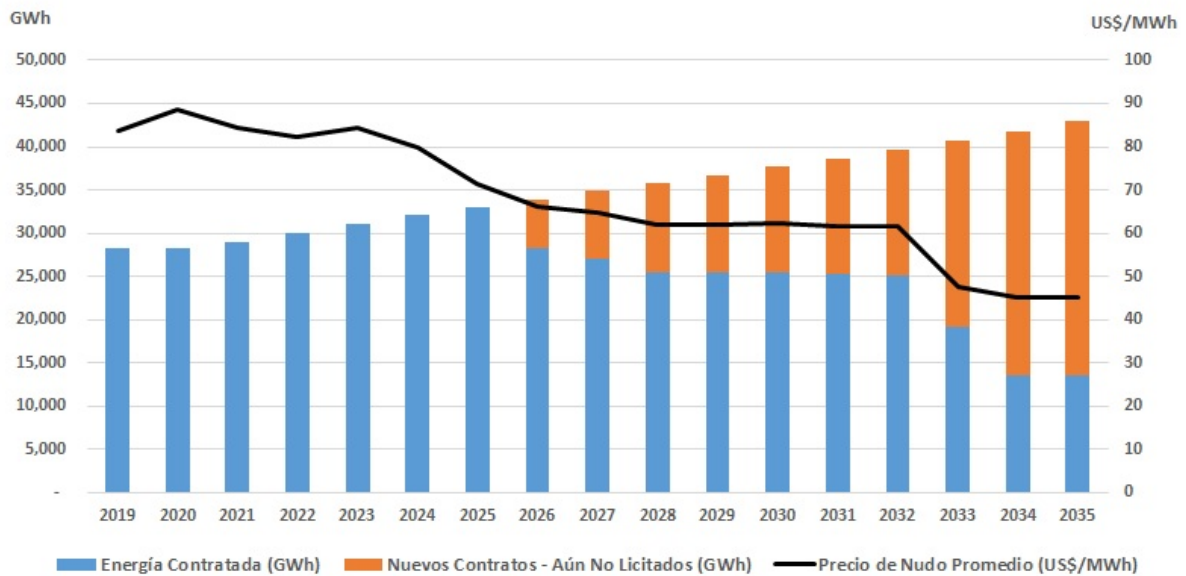


Figura 2.4: Proyección del PNP

la forma en que el usuario final se relaciona con el consumo y la generación de electricidad. Estos cambios estructurales deben ir acompañados de cambios normativos. El año 2018 se modificó a la Ley de Generación Distribuida del 2015, conocida como con la ley de *Netbilling*, la que tiene como objetivo incentivar la generación de electricidad para auto-consumo. La ley establece que la energía inyectada a los sistemas de distribución se valoriza al PNP, calculado en base a los contratos vigentes de las licitaciones reguladas. También se definió la capacidad instalada máxima de generación permitida para un cliente con *Netbilling* para optar a un proceso expedito en 10 kW para baja tensión y en 30 kW para media tensión, con el objetivo de acelerar el proceso de conexión de los clientes que no generan un gran impacto en la red. Otro cambio relevante en la ley es la posibilidad de inyectar y retirar energía en distintos puntos del sistema, dentro de la misma área de concesión de la distribuidora. Otro elemento que agregó la nueva ley para impulsar la generación distribuida es la posibilidad de asociar la generación distribuida a un conjunto de clientes que estén dentro de un mismo condominio o comunidad. En septiembre de 2020 se publicó la primera parte de la nueva ley de distribución, que contempla incluir las siguientes partes; Portabilidad Eléctrica, Calidad de Servicio y Generación Distribuida. La primera parte de Portabilidad Eléctrica tiene como objetivo habilitar la comercialización, modernizar las licitaciones de suministro y crear el gestor de información. La segunda parte denominada Calidad de Suministro estará orientada a perfeccionar el mercado y modernizar el sector. La tercera parte de esta ley denominada Generación Distribuida tendrá por objetivo los nuevos recursos distribuidos, creación de valor local y reactivación económica, sin embargo estas dos últimas partes aún no han sido publicadas.

2.1.1. Contexto Regulatorio de la Distribución en Chile

Por sus características de monopolio natural, la distribución de energía eléctrica en Chile se realiza bajo un esquema de concesiones de servicio público vigentes desde 1982, el que se consolida en la Ley 20.701 del año 2013. Las empresas distribuidoras tienen obligatoriedad

de servicio dentro de su área de concesión y junto con la distribución de electricidad, ellas también cumplen con el rol de comercialización. En la regulación chilena se está incorporando la figura del comercializador, pero aún no se conocen los detalles de como este nuevo agente se relacionará con el sistema vigente para suministrar a los clientes regulados. Actualmente, la CNE es la encargada de licitar bloques de energía para el suministro de los clientes regulados (consumo residencial) de las distribuidoras, logrando una reducción importante en los precios adjudicados en los últimos tres procesos. El cargo por energía que pagan los clientes a las distribuidoras es un promedio de todos los contratos vigentes que dan suministro a los clientes regulados. Este precio se conoce como precio de nudo promedio (PNP) y se utiliza actualmente para valorizar los remanentes de inyección de la generación de distribuida residencial. En base a lo anterior es razonable plantear una tarifa para los BEV en función del PNP.

Por otro lado, las modificaciones a la Ley de Netbilling, amplían capacidad de conexión de generación distribuida a 300 kW y permiten a través de un proceso expedito, conectar hasta 10 kW de generación por hogar sin la necesidad de hacer cambios importantes en baja tensión y hasta 30 kW en media tensión sujeto a la capacidad del alimentador. Estas potencias permitirían conectar la infraestructura necesaria para la carga lenta residencial, cargadores tipo 1 (monofásico) y tipo 2 (trifásico). Por su parte, los últimos cambios regulatorios asociados a la conexión y operación de generación distribuida residencial y de pequeños generadores, obligan a las distribuidoras a desarrollar una plataforma habilitante con información abierta que les permite a los usuarios, o desarrolladores de proyectos, conocer los consumos por alimentador, sus consumos históricos y acceder a las características de la red, entre mucho otros. Estas iniciativas regulatorias reducen los riesgos y asimetrías de información para el desarrollo de proyecto de generación en distribución. La generación distribuida en Chile tiene la posibilidad de optar a dos esquemas de precio en la valorización de su energía, el precio spot definido como el costo marginal horario del sistema y el precio estabilizado definido por el regulador cada seis meses y fijo por ese mismo periodo de tiempo. Estos esquemas de precio son una referencia para las opciones tarifarias propuestas para el estudio de caso.

Por otro lado, cambios introducidos en la Norma Técnica de Calidad de Servicio en Sistemas de Distribución el año 2017 y luego modificada el 2019, han motivado el cambio de los medidores tradicionales por los medidores inteligentes, lo que permitirá a los usuarios optar a nuevas tarifas reguladas. Por su parte, en junio de 2019 se modificó la regulación de los servicios complementarios, incluyendo la gestión de la demanda como uno de los servicios a remunerar e incorporando la figura del agregador de demanda al mercado.

En enero del 2019 el regulador ha incluido en los cambios de la Norma Técnica de Conexión y Operación de PMGD en Instalaciones de Media Tensión la necesidad de contar con planes de obras futuros, o en curso, para los alimentadores de distribución, donde se incluyen los refuerzos de las redes y la interconexión entre alimentadores (reconfiguración), entre otros. En este mismo documento, el regulador instruye a las distribuidoras el deber de contar un sistema de información pública que permita conocer la topología de las redes y las medidas en la cabecera de los alimentadores, entre muchas otras variables de interés para los agentes del mercado.

Estos cambios normativos del mercado chileno van en el sentido de generar la infraestructura y el marco regulatorio necesario para que los clientes finales puedan participar de manera

más activa del mercado. También dan mayor transparencia a los procesos de conexión de los generadores distribuidos y reducen las asimetrías de información entre los actores.

En el corto plazo el regulador ha planificado la promulgación de una nueva ley de distribución, en la que se podrán establecer las bases para uso de nuevas tecnologías, como los sistemas de almacenamiento y los BEV. En este contexto, el trabajo realizado en esta tesis es relevante para el regulador, ya que analiza los efectos que podrían tener distintos esquemas tarifarios en el comportamiento de los usuarios de vehículos eléctricos y su impacto en el margen de capacidad de las subestaciones primarias de distribución, si se aplican esquemas de remuneración similares a los que actualmente se utilizan para otros agentes. El estudio muestra los problemas que se podrían generar con tarifas que no se encuentren alineadas a las necesidades de la distribución y las oportunidades de flexibilidad que presentaría un parque vehicular eléctrico masivo en el mediano y largo plazo.

2.1.2. Desafíos y Oportunidades del Mercado Eléctrico Chileno

En el corto plazo la Comisión Nacional de Energía (CNE) han planificado cambios normativos importantes en el sector de distribución que podrían modificar la forma en la se calcula la remuneración de la compañía de distribución, por ejemplo, pasando de un esquema de empresa modelo a un esquema de retornos por incentivos. Otros cambios normativos que se podrían incorporar en la nueva ley de distribución están relacionados a la forma de fijar la tasa de retorno de las empresas y a las condiciones para facilitar la entrada de nuevos actores. En este último punto es relevante definir las condiciones para la incorporación del comercializador, teniendo en consideración que la entrada de éste no debería afectar en forma material los contratos de largo plazo vigentes y adjudicados en las licitaciones para clientes regulados. Junto a estos cambios se debería analizar si el esquema actual de tarificación para valorizar la inyección de generación en distribución entrega los incentivos correctos para que las nuevas tecnologías participen del mercado eléctrico.

Los sistemas de distribución en Chile tienen una topología enmallada, pero su operación es radial por zonas. Los sistemas actuales no estarían preparados para variar su topología en forma automática, respondiendo a requerimientos de carga en forma más eficiente y utilizando todo su potencial. Uno de los desafíos que se observa para los próximos años será identificar la infraestructura habilitante para tener una red de distribución que opere de manera más flexible. Junto con esto será necesario reducir las asimetrías de información que hoy tiene el sector, sobre todo si hay un cambio hacia un esquema de retornos por incentivos en la remuneración de las distribuidoras. En este último esquema, es necesario evaluar el desempeño de la empresa real por lo que será necesario contar con una plataforma de información que permita a los agentes tener información de los consumos y la topología de la red. En la actualidad la información de las redes se puede solicitar a la Superintendencia de Electricidad y Combustibles, pero su procesamiento y visualización no es amigable con el usuario. Por otro lado, el Coordinador Eléctrico Nacional publica los registros de consumo de algunos alimentadores primarios de distribución, sin embargo en la mayoría de los casos esta información se presenta en forma agregada en el lado de alta tensión del transformador y no es posible analizar el consumo de cada alimentador respecto a su capacidad instalada. Por este motivo, para esta investigación se realizó una solicitud a la empresa Chilectra (hoy, Enel Distribución) para disponer de los registros individualizados por alimentador.

En la actualidad la dinámica de los consumos en distribución es estable y a nivel agregado es predecible con altos niveles de exactitud. El VE aumentará la incertidumbre de la demanda y de los flujos por los alimentadores, lo que podría derivar en problemas de tensión y/o en problemas térmicos, en los alimentadores y en los transformadores de distribución. En este sentido se deben desarrollar herramientas que permitan proyectar la demanda considerando las nuevas tecnologías y sus particularidades. De esta forma, la integración de múltiples disciplinas relacionadas al problema comenzará a ser cada vez más relevante a la hora de plantear soluciones a estos problemas que aumentan en complejidad. En esta investigación por ejemplo, para estimar los efectos que producirán los vehículos eléctricos en el sistema, se consideran los patrones de viajes de los usuarios, las formas en las que opera un VE conectado a la red, su capacidad de compra y venta de energía y, las condiciones económicas y contractuales para que el usuario del VE este dispuesto a participar del mercado. El mercado eléctrico chileno ha experimentado importantes cambios en la última década, ha actualizado su regulación en transmisión, ha aumentado la competencia en generación y ha comenzando la modernización del sector de distribución. Esta tesis profundiza en algunos temas que serán relevantes para el sector de distribución, aplicando las metodologías y modelos a la ciudad de Santiago, Chile.

2.2. Antecedentes de la Proyección de Demanda en Distribución

En esta sección se presentan los antecedentes de la proyección de demanda que realiza la empresa de distribución de Santiago (en 2013, Chilectra) y los antecedentes de los artículos presentados en el Capítulo 3 y 4 de esta tesis. La Figura 2.5 muestra el área de cobertura de los alimentadores considerados en este trabajo.

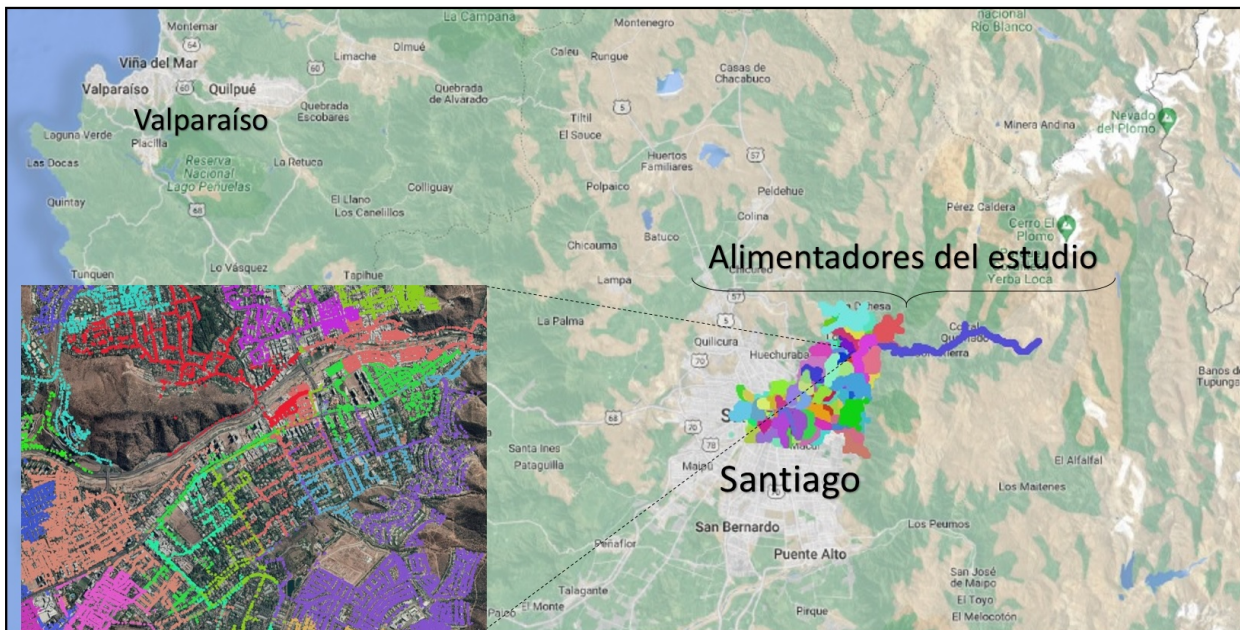


Figura 2.5: Alimentadores utilizados en las proyecciones de demanda

2.2.1. Proyección de Demanda en la red de Distribución de Santiago

La empresa de distribución de Santiago determina un plan quinquenal de inversiones en el mediano plazo para cumplir con los criterios de planificación y rentabilidad de la Compañía. Estas inversiones deben asegurar la expansión del sistema y corresponden a proyectos de infraestructura a mínimo costo. Se debe considerar el crecimiento constante de la demanda de energía eléctrica dentro de su área de concesión y las exigencias de calidad de servicio que le impone la regulación. Para determinar las inversiones necesarias e ir adaptando el sistema a la demanda, anualmente se determina el nivel de carga futuro de sus componentes, utilizando proyecciones de demanda y criterios de planificación definidos por la empresa. A continuación se describe el procedimiento general para determinar el plan de inversiones para los próximos cinco años.

Proyección de Demanda de la Distribuidora

La empresa de distribución debe cumplir con el abastecimiento de energía en su zona de concesión, para esto debe proyectar el crecimiento de la demanda y con ella definir los planes de obras necesarios para suplir esa demanda y cumplir con los estándares de calidad exigidos. La proyección de demanda a nivel de distribución se desarrolla en dos etapas; proyección de ventas de energía y proyección de demanda por sector. Para este estudio no se ha considerado la proyección de demanda que realiza la distribuidora en el sistema de transmisión zonal que alimenta la ciudad.

Para la proyección de ventas de energía se utiliza un modelo econométrico agregado, en el que se representa la demanda del segmento comercial, residencial, industrial y otros. Estos segmentos se modelan como función del Índice Mensual de Actividad Económica (IMACEC) y también se incorporan en el modelo algunos eventos conocidos, para representar el comportamiento probable de un segmento y la entrada o salida de grandes clientes. Los resultados de esta proyección agregada de ventas de energía, que cuenta con una alta precisión histórica, son utilizados para ajustar las proyecciones de demanda por sector que realiza el área de planificación técnica.

La proyección de demanda por sector agrupa el consumo de un conjunto de alimentadores de distribución. Los sectores de planificación definen grupos homogéneos de consumo de energía eléctrica con ciertos comportamientos característicos de la ciudad. La proyección de demanda por sector usa como base los consumos históricos de energía de los clientes residenciales y de los grandes clientes conectados a la red. A partir de la información histórica se estima un crecimiento por sector, que corresponden al crecimiento de la población existente más los nuevos consumos planificados para el sector. Finalmente, las tasas de crecimiento por sector se ajustan de modo que la energía total de los sectores sea igual a la proyección de las ventas de energía agregada del modelo econométrico.

Las tasas de crecimiento por sector proyectadas por la empresa de distribución entre el año 2008 y el año 2013 se utilizan en este trabajo para proyectar el crecimiento de la demanda por alimentador.

2.2.2. Reconfiguración de la Red de Distribución

La reconfiguración de alimentadores en redes de distribución, es decir, la transferencia de carga entre alimentadores, es una operación común para aliviar la sobrecarga y reducir las pérdidas del sistema. Esta operación de conmutación puede lograr un equilibrio de carga entre alimentadores de distribución y se registra como un cambio discreto de demanda en los datos de las subestaciones primarias [13]. Otra fuente de cambios discretos es la conexión (o desconexión) de grandes consumidores. En ambos casos, el efecto sobre el conjunto de datos de consumo por alimentador es un cambio abrupto en el nivel de demanda que permanece en el tiempo. En este trabajo, este fenómeno se ha llamado Cambio Discreto de Carga, o DLC (por sus siglas en inglés). La Figura 2.6 muestra cuatro ejemplos de este tipo de eventos en alimentadores de Santiago.

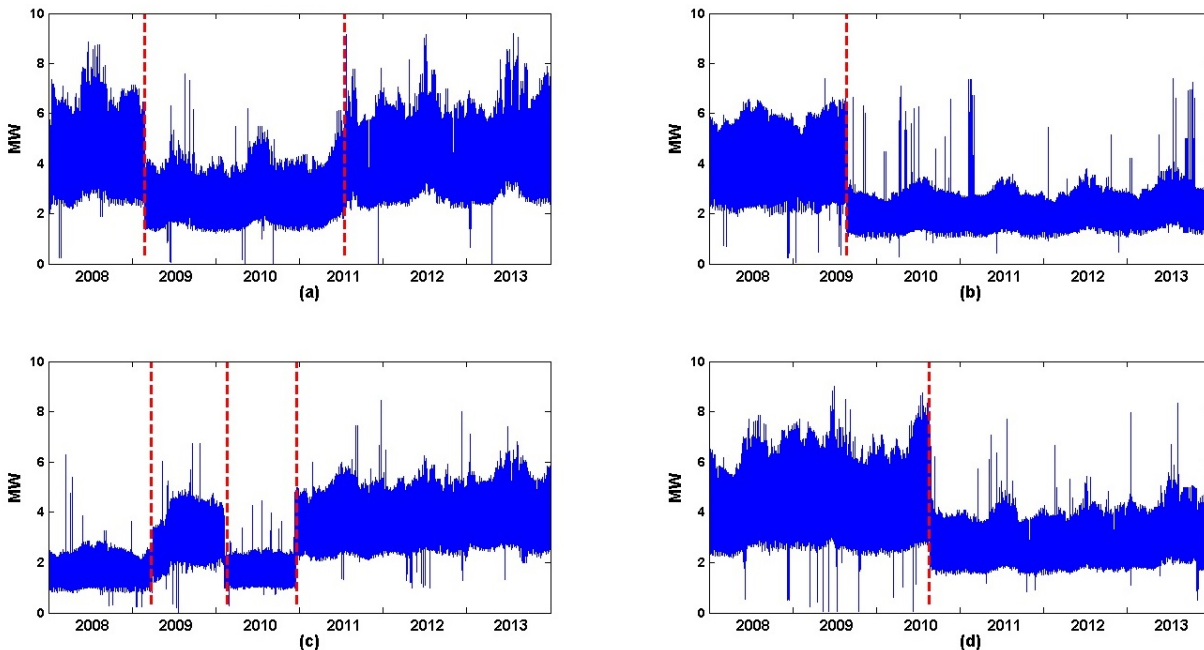


Figura 2.6: Ejemplos de DLC en Alimentadores de Santiago

Los eventos de DLC producen distorsión en los datos de consumo a nivel de alimentador [14]. En esta referencia se muestra que estas distorsiones en los datos, debido a la reconfiguración de alimentadores, contaminan los registros y reducen la precisión de la proyección de mediano y largo plazo. Además, la reconfiguración de los alimentadores ha sido reconocida como un elemento importante para estimar los valores de la demanda futura a corto plazo (proyección de demanda para las próximas 24 horas) [15]. En esta última referencia, los autores concluyen que la operación de reconfiguración en redes tiene un impacto sustancial en los perfiles de carga, produciendo errores en la proyección de la demanda futura. En [16] se evalúa el efecto de los eventos de reconfiguración sobre un modelo de red neuronal artificial (ANN). En ese trabajo, los autores muestran que los eventos de reconfiguración degradan la proyección del día siguiente. Este error se reduce cuando se incorporan las nuevas muestras de consumo (después del evento de DLC) al entrenamiento de la red neuronal. En [17] los efectos de DLC se estudian en periodos de tiempo de meses y años, pero no en periodos de tiempo de horas o días, como se considera en esta investigación. En [18] para mejorar la precisión de

la proyección los datos con DLC se clasifican como anormales y se eliminan de las muestras. De igual forma, en [13] los eventos de reconfiguración a nivel del alimentador se identifican como cambios anormales en la demanda y se tratan como casos especiales, entrenando redes neuronales especiales para proyectar la demanda de esos casos.

La mayor parte del trabajo sobre proyección de demanda en mediano y largo plazo se ha realizado con datos agregados, donde se proyectan pocas variables (por ejemplo, demanda máxima, demanda promedio, etc.) [19, 20, 21, 22]. Sin embargo, los vehículos eléctricos, la generación distribuida renovables y los sistemas de almacenamiento, generalmente requieren estimaciones de demanda por hora (o con mayor resolución) para estudiar su desempeño en escenarios futuros [23, 24, 25, 26]. Por este motivo, la proyección de demanda de largo y mediano plazo con resolución horaria se ha convertido en un problema importante para los sistemas eléctricos [27, 28]. En [29] los autores proponen un modelo semi-paramétrico aditivo para realizar proyecciones de demanda en el corto y mediano plazo en más de 2200 alimentadores de una red de distribución francesa. Ese trabajo muestra que los eventos de DLC degradan la precisión de los modelos y, para deshacerse del problema, eliminan las series que presentan estos eventos.

En base a la información recopilada en la literatura se puede concluir que el impacto de los DLC dependerá del periodo de tiempo de la aplicación. Por un lado, en proyecciones de demanda de corto plazo el impacto es bajo, ya que los eventos de DLC son esporádicos y comúnmente se presentan una o dos veces por año [16]. Además, en este período de tiempo, se requieren menos datos para lograr una buena proyección de demanda, por ejemplo, con datos de dos semanas se puede realizar una buena la proyección para las próximas 24 horas [16], por lo que un DLC puede tratarse sin problema como un caso especial [13]. Por otro lado, en aplicaciones a mediano y largo plazo, la eliminación de datos que contienen eventos de DLC (como se propone en [18, 29]) podría reducir significativamente la cantidad de datos disponibles para entrenar los modelos de proyección. Luego, con conjuntos de datos reducidos, el proceso de entrenamiento de métodos como redes neuronales o *Support Vector Regression* podría volverse difícil o incluso inviable [30].

A medida que los eventos de DLC se vuelvan más comunes en las redes de distribución del futuro, su importancia en la proyección de demanda de mediano plazo aumentará, con un efecto directo en la planificación del sistema y las políticas de inversión de las empresas [31].

El artículo presentado en el Capítulo 3 de este trabajo está motivado por el hecho de que los eventos de DLC pueden deteriorar significativamente el rendimiento de la proyección de la demanda en el medio plazo con resolución horaria, y se centra en la caracterización del fenómeno y el procesamiento previo de los datos para ajustar las demandas que presentan eventos de DLC, independientemente de las técnicas utilizadas posteriormente en la proyección. Este pre-procesamiento de los datos permite mejorar considerablemente el caso de referencias para evaluar las proyecciones, que en este estudio es el estándar de la industria y corresponde a proyectar la demanda con los valores del año anterior amplificados por una tasa de crecimiento determinada por la distribuidora. La Figura 2.7 presenta un ejemplo de la proyección de demanda horaria en el mediano plazo, donde se muestra la demanda real del alimentador y la proyección del caso de referencia con y sin el pre-procesamiento propuesto

en esta tesis.

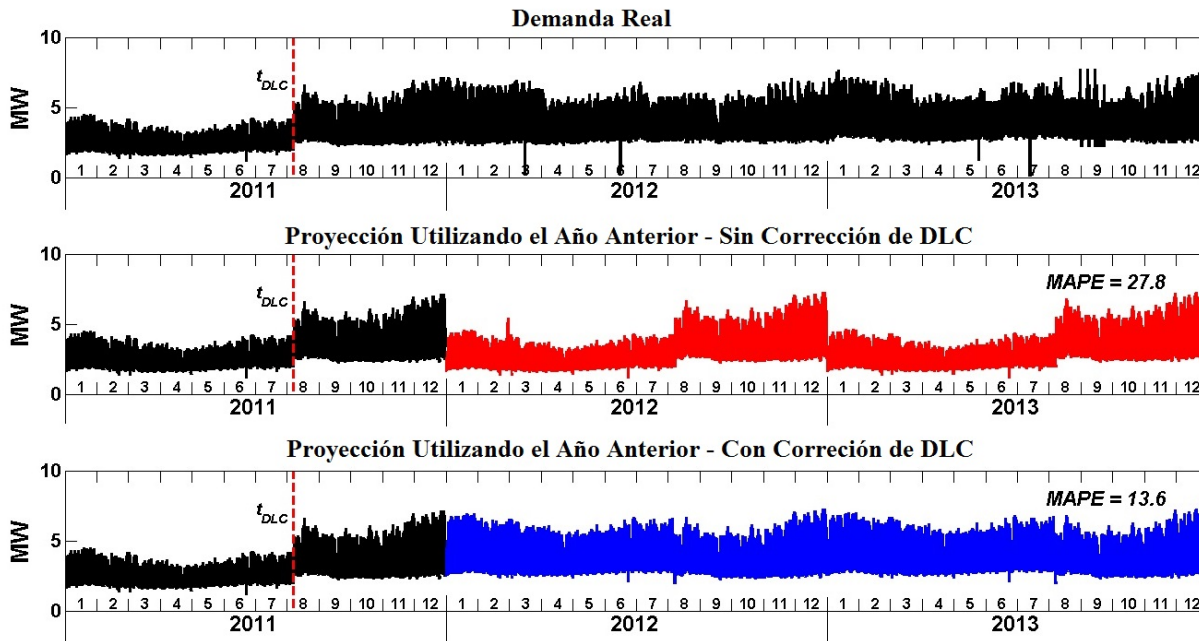


Figura 2.7: Ejemplo de Mejora del Caso de Referencia Utilizado el Pre-procesamiento Propuesto

Las mejoras que se obtienen para el caso de referencia imponen mayores desafíos al desempeño de otras técnicas de proyección de demanda.

2.2.3. Proyección de Demanda en el Mediano Plazo

En el pasado, pocos indicadores como la demanda máxima, la energía anual o el factor de carga, eran considerados en los estudios de planificación. Hoy en día, la incorporación de nuevas tecnologías a las redes de distribución impone nuevos desafíos [32, 7, 33, 34, 35], ya que estas requieren patrones de demandas diarias mínimas y máximas, entre otros, en la proyección de la demanda de los sistemas de distribución [36, 37]. La incorporación de esas nuevas estimaciones, teniendo en cuenta la reconfiguración y la asignación de refuerzo en los alimentadores de distribución, es uno de los objetivos de esta tesis.

La literatura sobre proyección de demanda es extensa. En la referencia [38] los modelos de proyección de demanda se clasifican en nueve grupos, mientras que en la referencia [19] se definen cuatro grupos principales según el marco temporal: muy corto plazo (VSTLF), corto plazo (STLF), mediano plazo (MTLF) y largo plazo (LTLF). VSTLF se aplica a problemas con una resolución de segundos a unas pocas horas y se relaciona principalmente con el control de flujo de línea y la generación de energía [39, 40]. STLF se enfoca en pronósticos de minutos a semanas, con aplicación en el despacho de unidades de generación y, el equilibrio de consumo y generación [41, 42, 43, 44, 45]. MTLF y LTLF se aplican a problemas con horizontes temporales de meses y años y sus principales aplicaciones están relacionadas con la planificación del sistema [46, 20, 21, 47]. Este trabajo se centra en MTLF.

Comúnmente los métodos de STLF se aplican con datos desagregados de mucha resolución, por el contrario, la mayor parte de los trabajos en MTLF y LTLF se han desarrollados con datos agregados, donde se proyectan pocas variables. Sin embargo, como se comentó anteriormente, la generación distribuida renovables, los sistemas de almacenamiento y los vehículos eléctricos, requieren estimaciones de demanda por hora (o con mayor resolución) para estudiar su comportamiento en escenarios futuros. Para enfrentar este desafío, es necesario desarrollar metodologías de proyección de demanda que integren el mediano plazo (meses) y el largo plazo (años), con el corto plazo (horas). En la referencia [27], se proyecta de demanda de mediano plazo con resolución horaria del sistema eléctrico turco. En la referencia [28], se proponen modelos independientes de corto y mediano plazo para la proyección de la demanda de punta en una región de China. En [29], se propone un modelo semi-paramétrico aditivo para realizar STLF y MTLF en más de 2200 alimentadores de la red de distribución francesa. Sin embargo, ninguno de los métodos anteriores considera la reconfiguración o la expansión de la capacidad de los alimentadores como parte de la proyección de escenarios de demanda futura, lo que se propone en el artículo presentado en el Capítulo 4 de esta tesis.

Las reconfiguraciones o la transferencia de carga, que resultan en cambios discretos de carga han recibido poca atención en la literatura de STLF, porque los efectos sobre la demanda son visibles en períodos de varios meses o incluso años [48, 16]. Por su parte, en estudios de LTLF los eventos DLC pueden corregirse fácilmente cuando se usan datos agregados [14, 17]. Sin embargo, cuando se considera la proyección de demanda horaria por alimentador en el mediano plazo el DLC tiene un efecto importante y es necesario considerar su tratamiento como parte del proceso de proyección de escenarios de demanda futura. El artículo presentado en el Capítulo 3 de esta tesis, propone un pre-procesamiento para las series de demanda que tienen eventos de DLC.

2.2.4. Variables de Entrada para la Proyección de demanda en el mediano plazo y el Caso de Referencia

Después del pre-procesamiento de los datos con DLC, se pueden escoger distintas técnicas de *Load Forecasting* para realizar proyección de la demanda a nivel de alimentador. En el segundo artículo, presentado en el Capítulo 4 esta tesis se utilizan los siguientes métodos: Modelos Autorregresivos Integrados de Media Móvil (ARIMA) con componentes de Fourier [49], modelo TBATS (identificador en inglés de modelos de alisamiento exponencial con transformación de Box-Cox, errores ARMA, tendencia y componentes estacionales) [50], Redes Neuronales tipo Perceptrón multicapa (MLP) [51], y Máquinas de Vectores de Soporte para regresión (ε -SVR) [52]. Estas técnicas se seleccionaron en función de su rendimiento en problemas similares [29, 53, 54]. Las técnicas de proyección y los procedimientos utilizados en este estudio se implementaron con bibliotecas conocidas de Python y R (numpy, pandas, sklearn, statsmodels y Forecast). Estos métodos se compararon con la proyección de referencia o Caso Naive, que corresponde al estándar de la industria y se define de la siguiente forma:

$$L_{y+1}^f = (1 + GR_y^f) \times L_y^f \quad (2.1)$$

donde L_y^f es la demanda en el año y para el alimentador f y GR_y^f es la tasa de crecimiento anual de la demanda máxima en el alimentador f . La tasa de crecimiento anual de la demanda máxima es un resultado del modelo de proyección de demanda utilizado por la compañía de distribución. Este último incorpora conocimiento detallado de los nuevos consumos residenciales que se conectarán a la red y nuevos requerimientos de conexión de proyectos comerciales y clientes industriales. Al utilizar este enfoque, la compañía de distribución de Santiago estima la tasa de crecimiento de la demanda máxima de un grupo agregado de alimentadores con alta precisión para un periodo de tiempo de cinco años.

Algunos de los experimentos desarrollados incluyen la utilización de regresores externos, para capturar las diferencias del consumo considerando el tipo de día. Para el método Automatic ARIMA [49], el tipo de día se clasificó en ocho estados (TD_8), uno para cada día de la semana más los feriados. Además, se sensibilizaron los resultados considerando los siguientes cuatro grupos de días (TD_4); lunes a jueves, viernes, sábado y, domingo y feriados. Ambos, TD_4 y TD_8 tienen una dimensión de 8760 horas por año. Las variables estacionales, se generaron con una transformación de Fourier, y el tipo de día (TD_4 o TD_8) se incorporó a ARIMA como regresor externo, todo lo anterior permite modelar ciclos estacionales más largos en el proceso de proyección de un modelo ARIMA. Para el modelo TBATS, por el contrario, los experimentos solo se centraron en probar diferentes ciclos estacionales. Como TBATS se basa en el alisamiento exponencial [50], se sabe que estos modelos exhiben problemas teóricos al agregar regresores. Ambas técnicas, TBATS y ARIMA, se implementaron con la librería Forecast [49] disponible en el programa R.

Para el método ε -SVR, se realizó una selección de la mejor configuración de hiperparámetros para el modelo. Se probó una amplia gama de valores posibles para los hiperparámetros (ρ, C), usando ε fijado en 0.1, ya que el modelo ha demostrado ser menos sensible a este parámetro [52]. Se implementó una búsqueda de parámetros con los siguientes valores para (ρ, C): $\{2^{-7}, 2^{-5}, 2^{-3}, 2^{-1}, 2^1, 2^3, 2^5, 2^7\}$, entrenando y validando 81 modelos con diferentes parámetros (ρ, C) para cada alimentador. Se realizó una estrategia de búsqueda de parámetros similar para el modelo MLP, donde distintas configuraciones del número de neuronas en la capa oculta (n_l), los pesos iniciales (w) y la penalización alfa (α) o $L2$ fueron probados. En este caso, se evaluaron 90 modelos con diferentes parámetros (n_l, w, α) para cada alimentador, se probaron seis n_l diferentes ($n_l = 10, 100, 200, 300, 500, 1000$), se evaluaron cinco α diferentes ($\alpha = 0, 1, 0,5, 1, 2, 5$) y se usaron tres pesos aleatorios iniciales diferentes w en la búsqueda de los mejores parámetros. En todos los casos, se utilizó una función de transferencia lineal entre la entrada y la capa oculta, y una función de transferencia Log-sigmoidea entre la capa oculta y la salida, ya que la salida de demanda debe ser positiva.

Para ε -SVR y MLP se evaluaron un conjunto de experimentos de datos de entrada, los que se organizaron de la misma manera que en [53], para definir diferentes experimentos y probar el efecto del uso de ciclos intradiarios, intrasemanales e interanuales como entrada para MLP y ε -SVR. Los datos utilizados en este trabajo son horarios, por lo que la duración de los ciclos intradiarios (s_1), intrasemanales (s_2) e interanuales (s_3) son: $s_1 = 24$, $s_2 = 168$ (24×7) y $s_3 = 8760$ ($24 \times 7 \times 52,14$). La Tabla I muestra las variables de entrada utilizadas en siete experimentos seleccionados y presentados en el segundo artículo de esta tesis. En base a la definición de los ciclos, por ejemplo, el término d_{4s_2+3} se refiere a la demanda (d) registrada en la tercera hora de la cuarta semana ($4s_2 + 3$).

Tabla 2.1: Experimentos para probar las variables de entrada de SVR y MLP

Experimentos	VARIABLES DE ENTRADA
Exp.1	d_1, d_2, d_3
Exp.2	Exp.1, $d_{s_1}, d_{s_1+1}, d_{s_1+2}, d_{s_1+3}$
Exp.3	Exp.2, $d_{s_2}, d_{s_2+1}, d_{s_2+2}, d_{s_2+3}$
Exp.4	Exp.3, $d_{2s_2}, d_{2s_2+1}, d_{2s_2+2}, d_{2s_2+3}$
Exp.5	Exp.4, $d_{3s_2}, d_{3s_2+1}, d_{3s_2+2}, d_{3s_2+3}$
Exp.6	Exp.5, $d_{4s_2}, d_{4s_2+1}, d_{4s_2+2}, d_{4s_2+3}$
Exp.7	Exp.6, $d_{s_3}, d_{s_3+1}, d_{s_3+2}, d_{s_3+3}$

En el primer experimento, solo se incluyen los ciclos intradiarios, mientras que desde el segundo al sexto experimento se incluye patrones estacionales intradiarios e intrasemanales como variables de entrada. En el séptimo experimento, se incorpora el ciclo interanual (s_3) con lo que se consideran los tres patrones estacionales relevantes, como se sugiere en [53] para STLF.

Para los modelos TBATS y ARIMA, se seleccionó un conjunto de cinco experimentos, que incluyen combinaciones del uso de ciclos estacionales (s_1, s_2, s_3) definidos anteriormente, y los regresores utilizados para considerar diferentes tipos de días (TD_4, TD_8), como se muestra en la Tabla 2.2. Notar que en la Tabla 2.2, $s_2 \times (2/7)$ representa 48 horas ($24 \times 7 \times 2/7$), $s_2 \times (5/7)$ es 120 horas ($24 \times 7 \times 5/7$), y $4 \times s_2$ se refiere a 672 horas ($24 \times 7 \times 4$). Estos cinco experimentos fueron seleccionados de una muestra más extensa y presentan los mejores resultados de acuerdo con el criterio de error cuadrático medio de la prueba de validación.

Tabla 2.2: Experimentos para probar las variables de entrada de TBATS y ARIMA

Experimentos	TBATS	ARIMA
Exp.1	s_1	s_1, TD_8
Exp.2	s_1, s_2	s_1, TD_4
Exp.3	$s_1, s_2 \times (5/7)$	$s_1, s_2, 4 \times s_2, TD_4$
Exp.4	$s_1, s_2 \times (5/7), s_2 \times (2/7)$	s_1, s_3, TD_8
Exp.5	s_2	s_1, s_3, TD_4

2.2.5. Proyección de demanda en el mediano plazo con Simulación de DLC

Para evitar la sobrecarga, un elemento clave en el proceso de planificación de las redes de distribución es prever cuándo sería necesario realizar una reconfiguración o refuerzo en la red.

Uno de los desafíos de realizar proyecciones de demanda por alimentador en el mediano plazo y resolución por hora, es incorporar la capacidad máxima que tienen por diseño las instalaciones. Normalmente, estas restricciones no se incluyen en los procedimientos de proyección de demanda, por lo que la proyección final podría ser infactible, excediendo los flujos máximos permitidos en una subestación primaria de distribución. Para ilustrar este problema,

la Figura 2.8 muestra un ejercicio de proyección en el período 2014-2018, para un alimentador real, utilizando datos históricos de 2008 a 2013.

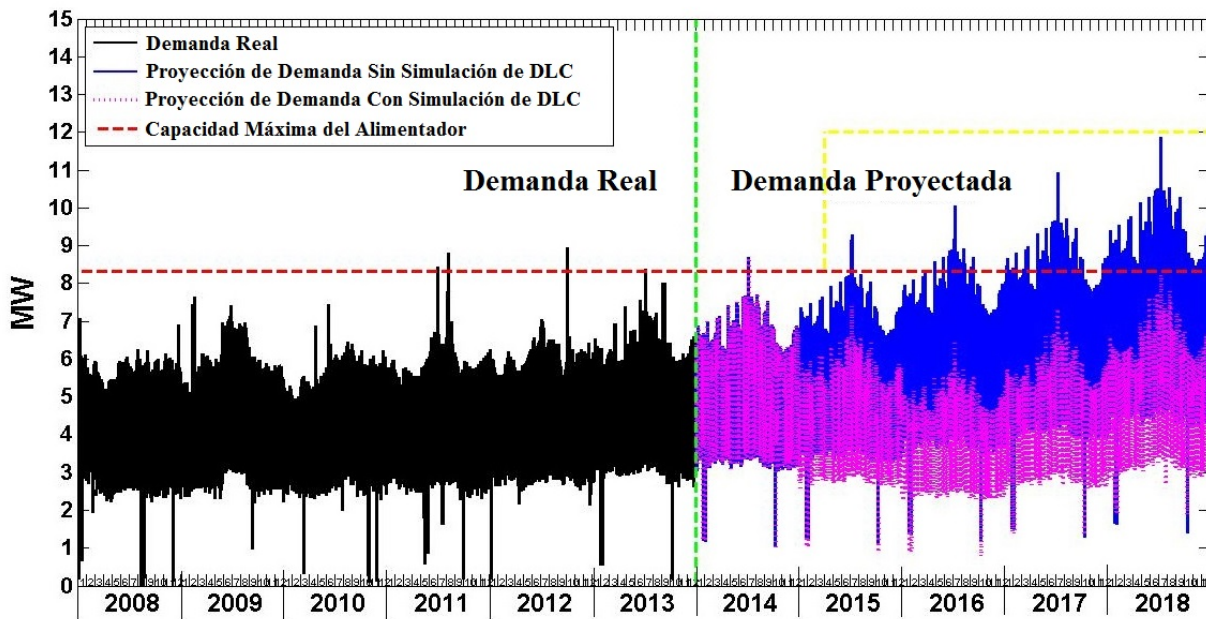


Figura 2.8: Proyección de Demanda para un Alimentador con y sin Simulación de DLC

En la Figura 2.8, la línea negra representa la demanda registrada de 2008 a 2013. La línea azul es el resultado de un procedimiento de proyección de demanda sin simulación DLC, y la línea punteada púrpura muestra los resultados de pronóstico con simulación DLC. Además, la línea punteada roja representa la capacidad máxima del alimentador y la línea verde separa visualmente los datos reales y proyectados. Este ejemplo muestra que la demanda futura, sin la simulación DLC del alimentador (línea azul), excede su capacidad máxima (línea roja) en varios días y meses a partir de 2015. Por lo tanto, si dicha demanda proyectada para el alimentador se utiliza, por ejemplo, en la evaluación de un proyecto de generación a partir de 2015, toda la evaluación del proyecto se basaría en una proyección de demanda infactible. En la práctica, las reconfiguraciones o refuerzos a un alimentador permiten aliviar su sobrecarga. La evolución real de la demanda del alimentador se asemejará al patrón de la línea púrpura. Notar que otra alternativa para evitar la sobrecarga del alimentador es aumentar su capacidad, lo que se representa por la línea amarilla en la Figura 2.8. Si ese aumento se realiza a mediados del año 2015, entonces la demanda proyectada de la línea azul sería factible. Cuando se evalúa la relación entre la demanda y la capacidad máxima, de todos los alimentadores considerados en esta investigación, para una proyección de demanda horaria de 5 años sin corrección de DLC, se obtiene el resultado que se muestra en la Figura 2.9.

En la Figura 2.9 se presenta la demanda real horaria por alimentador en el periodo 2008-2013 y la demanda horaria proyectada desde el 2014 al 2018. La línea punteada celeste, separa la demanda real de la proyectada. La representación utilizada en esta imagen muestra en puntos negros aquellas horas en que se ha superado el 100 % de la capacidad nominal del alimentador, en naranja los valores horarios de demanda que se encuentran entre 90 % y 100 % de la capacidad nominal del alimentador, en amarillo los valores horarios de demanda

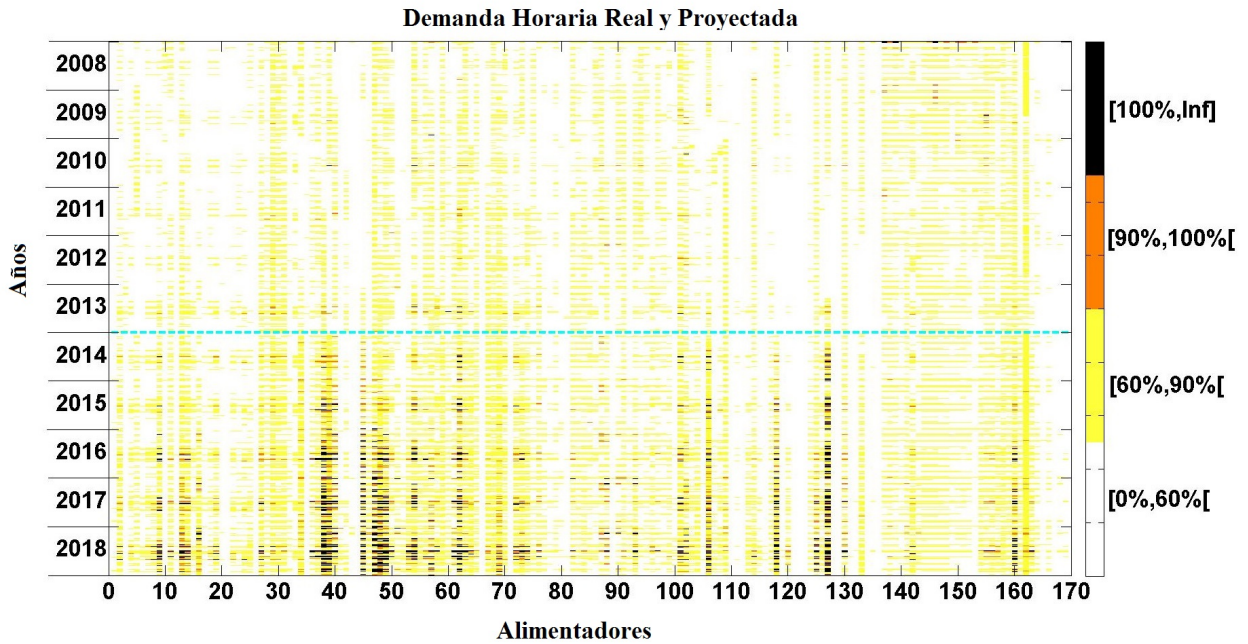


Figura 2.9: Proyección de Demanda para un Alimentador con y sin Simulación de DLC

entre 60 % y 90 % de la capacidad nominal del alimentador y en blanco aquellos valores de demanda menores al 60 % de la capacidad nominal del alimentador. Se puede observar que sin considerar los procesos de reconfiguración de la red, la demanda proyectada por alimentador comienza a superar la capacidad nominal de los alimentadores, lo que en la práctica no ocurre gracias a la planificación que realiza la empresa de distribución.

Para obtener una solución factible de la proyección de demanda por alimentador en el mediano plazo, este estudio propone agregar una etapa posterior a la proyección de demanda. El objetivo de esta segunda etapa es verificar la restricción de capacidad de cada alimentador y, cuando sea necesario, simular los DLC o el aumento de capacidad de las instalaciones.

Tomando la proyección de demanda que resulta de un proceso estándar de *Load Forecasting*, se considera las siguientes medidas para evitar que los flujos por el alimentador excedan sus límites máximos:

- (i) Se buscan las opciones de reconfiguración entre los alimentadores disponibles que se encuentran en la vecindad del alimentador con sobrecarga. De ese conjunto, el alimentador con menor demanda se elige para la reconfiguración.
- (ii) Si la medida anterior no proporciona una solución factible, se propone un aumento en la capacidad del alimentador sobrecargado.
- (iii) Si la medida anterior no proporciona una solución factible, se realiza un aumento en la capacidad de los alimentadores vecinos.
- (iv) Finalmente, si ninguna de las medidas anteriores mitiga la sobrecarga del alimentador, se construye un alimentador nuevo que estará interconectado con el alimentador

sobrecargado y con todos aquellos que estén en su vecindad.

Notar que en todos los casos, con la excepción de la segunda medida, es necesaria una reconfiguración. La principal contribución del segundo artículo de esta tesis, presentado en el Capítulo 4, corresponde a esta segunda etapa agregada a la metodología de proyección. Este es un tema clave para los Operadores de Sistemas de Distribución (DSO), que como en el caso Chileno, deberán prever cuándo será necesario realizar una reconfiguración o refuerzo en la red, teniendo que hacer públicos los planes de reconfiguración para sus redes.

2.3. Modelo de Interacción del Vehículo Eléctrico con los Sistemas de Distribución

El desarrollo de grandes centros urbanos presenta importantes desafíos de planificación que deben considerar la integración de distintas disciplinas para lograr un desarrollo más sustentable en el tiempo [1], entre ellas, el transporte y electricidad. Las ciudades tienen la posibilidad de utilizar la energía de fuentes renovables disponible en las redes de distribución y en un futuro no muy lejano se incorporarán en forma masiva los vehículos eléctricos [55, 8]. La participación de nuevas tecnologías en el mercado eléctrico dependerá de la evolución de sus costos, y de las condiciones contractuales que se establezcan en la regulación para ellas [56, 7]. La experiencia internacional muestra que es necesario contar con políticas y estrategias que incentiven la participación eficiente del usuario final en el mercado [5, 57].

Por su parte, el manejo y proceso de grandes volúmenes de datos entregará información valiosa a los usuarios, que les permitirá tomar mejores decisiones de consumo. Los usuarios finales han mostrado que pueden modificar sus patrones de consumo dependiendo de la información disponible, o de los incentivos económicos presentes [4]. Este cambio en la relación entre el usuario final y el sistema, que en Chile ya se ha dado en el transporte con plataformas como Uber, motiva el estudio de caso del tercer artículo que se presenta en el Capítulo 5 de la tesis.

El usuario final será cada vez más relevante en la operación y planificación de los sistemas de distribución eléctricos, hecho que se intensificará con la adopción masiva del VE. En el último tiempo, la industria automotriz ha anunciado fuertes medidas que impulsan un cambio tecnológico hacia el transporte eléctrico más sustentable. Se ha proyectado que el equilibrio de costos entre el vehículo a combustión (ICE) y el vehículo 100% a batería (BEV), sin considerar los costos operacionales, se alcanzará entre los años 2025 y 2030 [10, 9, 58], por lo que en ese periodo se espera que la adopción del VE sea masiva. Para que exista un nivel de inserción importante de BEV en el parque vehicular de la ciudad, necesariamente estos van a tener que cubrir las necesidades de viaje de sus usuarios, por lo que en este estudio se considera que la autonomía de los BEV será suficiente para cubrir los requerimientos de transporte. De igual forma, la inserción masiva de VE requiere contar con la infraestructura habilitante para su conexión al sistema, por lo que en este estudio se asume que la infraestructura eléctrica habilitante de la última milla estará desarrollada para los años del estudio.

La disponibilidad de los BEV a participar del mercado va a depender de los patrones de viaje de los usuarios. Patrones de viajes regulares con tiempos de detención largos permiten

una mayor participación. Este tipo de patrones es habitual en los vehículos particulares. Estudios muestran que el 4-5 % del tiempo de un día los vehículos particulares se encuentran en circulación [59]. Por tanto, resulta de interés analizar el potencial del vehículo particular en un contexto *Vehicle-to-Grid* (V2G). En particular, el efecto que tendrían distintas opciones tarifarias aplicadas a los usuarios de VEs sobre el margen de capacidad de los alimentadores de distribución, vinculando de esta forma los tres artículos presentados en este trabajo de tesis. Para lograr este objetivo se ha utilizado información pública del sistema de transporte de la ciudad [12], información pública georreferenciada de la infraestructura en distribución [60] y bases de datos de demanda horaria registrada entre los años 2008 y 2013 en las redes de distribución de la ciudad de Santiago, Chile. En esta investigación se analiza un escenario de adopción del BEV particular para los años 2025 y 2030, usando como base una proyección del parque vehicular para la ciudad desarrollada en [1]. Se determinan los requerimientos eléctricos de los usuarios de BEV, incorporando las principales características del sistema de transporte de la ciudad y adoptando supuestos de consumo eléctrico para los vehículos. A partir de los requerimientos eléctricos, se optimiza la compra y venta del BEV sujeto a las opciones tarifarias propuestas, y se evalúa el efecto de los VE en el margen de capacidad de los alimentadores para cada tarifa.

2.3.1. Metodología y Etapas de la Evaluación

El esquema de la Figura 2.10 muestra la metodología general aplicada al estudio de caso.

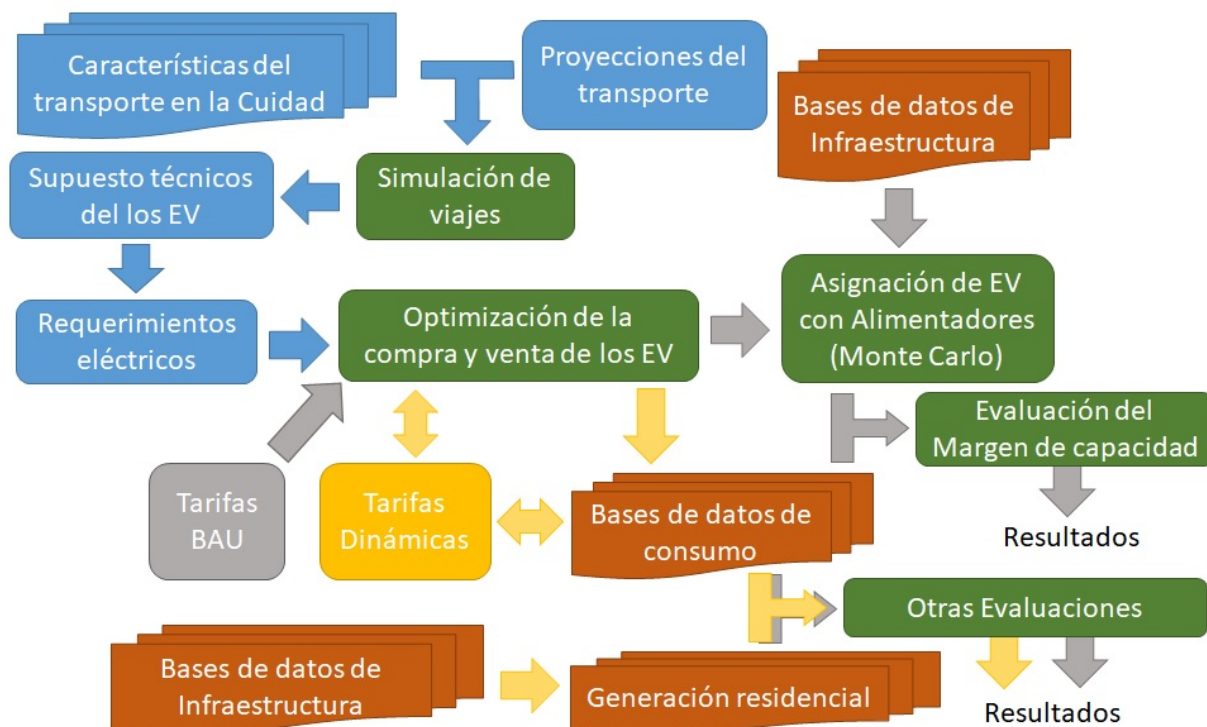


Figura 2.10: Metodología y Etapas de la Evaluación

Los bloques azules del esquema están relacionados con variables de transporte, como el número de vehículos por zona, los viajes generados y atraídos por zona, el flujo de vehículos, los tiempos de transporte, la velocidad de desplazamiento y el consumo de energía de los

BEV. Los bloques naranjas representan las variables del sistema eléctrico, como la generación distribuida futura, la demanda horaria y la infraestructura de la red. El bloque gris y amarillo corresponden a las tarifas simuladas y las flechas de los mismo colores representan el flujo de esa información en el diagrama. Los bloques verdes están relacionados con los procesos de cálculo y simulación, y se describen brevemente de la siguiente forma:

- El bloque simulación de viaje utiliza las características de la ciudad y las proyecciones de transporte para simular secuencias de viaje para los usuarios de BEV.
- El bloque optimización de la compra y venta de los EV, determina los momentos de carga y descarga de energía de los BEV minimizando el costo para los usuarios.
- El bloque simulación de Monte Carlo evalúa, a través de una simulación Monte Carlo, diferentes formas de distribuir el consumo y/o inyección de los BEVs en los alimentadores. Para esto se consideran tres formas de asignar los BEVs a los alimentadores, según el número de clientes residenciales, en base al número de clientes comerciales y de forma aleatoria.
- El bloque evaluación del margen de capacidad, utiliza los resultados de las simulaciones de Monte Carlo y las características de los alimentadores para determinar el margen de capacidad de las instalaciones y un indicador del número de horas al año que el alimentador sobrepasa su capacidad máxima.
- El bloque Otras Evaluaciones, calcula otras métricas de interés para las tarifas analizadas. En esta etapa se desarrolla un ejercicio teórico en el que se estima el número máximo de BEV que se pueden conectar a un alimentador sin exceder su capacidad máxima en más de 10 horas al año, para cada una de las tarifas propuestas. Por otro lado, se determina el número de vehículos que permiten minimizar la varianza de la demanda.

Las siguientes secciones describen con más detalle los supuestos utilizados en cada etapa de la evaluación de este estudio de caso.

2.3.2. Características del sistema de transporte de la ciudad

En esta sección se detallan los supuestos considerados para modelar las características del sistema de transporte de la ciudad, basados en la Encuesta Origen Destino (EOD12) elaborada por el Ministerio de Transporte [12] y la estadística del parque vehicular del Instituto Nacional de Estadística (INE) [61]. Es importante destacar que en este estudio solo se ha modelado el transporte privado y en específico el vehículo particular clasificado en [61] como: Automóvil y Station Wagon, Todo Terreno y Camioneta.

Número de viajes y etapas del vehículo particular

Se han simulado hasta 7 viajes por hogar por día, en base a la estadística recopilada de la ciudad [12]. Todos los viajes se consideran de una etapa, ya que, para el modo de transporte (vehículo privado) el 99 % de los viajes caen en esa categoría. Se han asignado distintos viajes a los VE para los días de fin de semana y los días laborales, con el objetivo de representar el

cambio de patrón en los distintos tipos de día.

Generación y atracción de viajes por zona

Utilizando las probabilidades de viajes entre zonas de EOD12 se simulan los viajes dentro de la ciudad de forma aleatoria, de modo que se replique la estadística que se observa en la ciudad. La Tabla 2.3 muestra los porcentajes de viajes que se generan entre zonas de la EOD12.

Tabla 2.3: Estadística de los porcentajes de viajes que se generan entre zonas

Desde-Hacia	Norte	Occidente	Oriente	Centro	Sur	Sur Oriente
Norte	54.8 %	10.3 %	17.2 %	8.9 %	3.9 %	4.8 %
Occidente	6.5 %	67.8 %	6.5 %	6.6 %	8.8 %	3.9 %
Oriente	4.9 %	3.0 %	75.8 %	5.9 %	3.4 %	7.0 %
Centro	11.4 %	13.2 %	29.0 %	22.1 %	12.7 %	11.5 %
Sur	2.2 %	10.8 %	8.8 %	6.2 %	64.4 %	7.6 %
Sur Oriente	2.5 %	4.1 %	17.0 %	6.1 %	6.5 %	63.9 %

Distribución de vehículos por zona

Otro parámetro relevante es la distribución de vehículos por zona, necesaria para desagregar el parque vehicular de la ciudad y asignar los BEV a cada zona. Para este parámetro se utilizó la distribución del 2018 calculada a partir de la información del INE. La Figura 2.11 presenta la distribución utilizada en el estudio de caso.

Porcentaje de vehículos particulares por zona

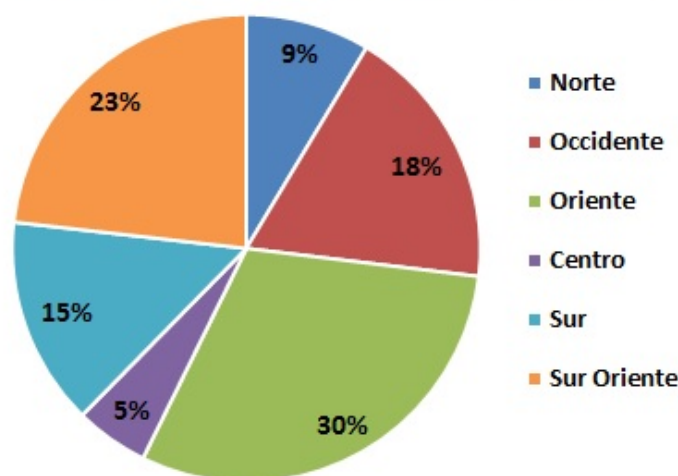


Figura 2.11: Distribución de vehículos por zona en el año 2018

Velocidad de desplazamiento por horario

Las distribuciones de velocidades de los vehículos particulares por horario, determinadas en EOD12, se utilizan para estimar el consumo energético de los vehículos. Cada viaje simulado

tiene asociado una velocidad media, la que luego influye en la eficiencia de los BEV. La Figura 2.12 muestra la distribución de velocidades de los vehículos particulares consideradas para los distintos momentos de un día laboral.

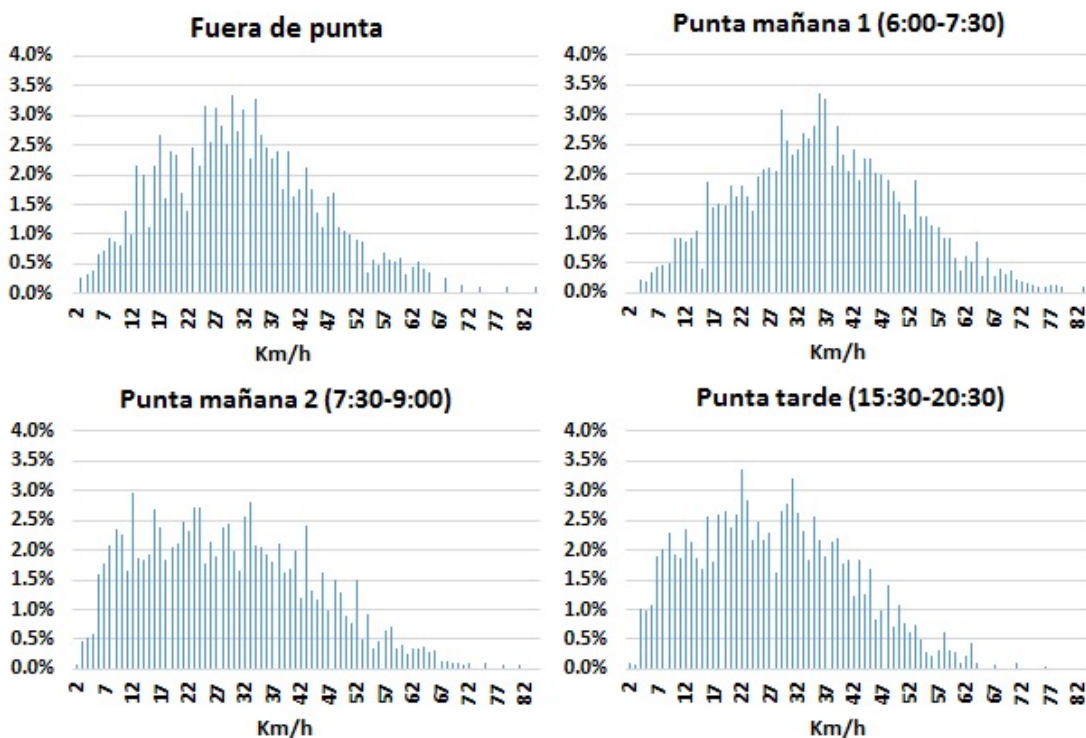


Figura 2.12: Velocidades Simuladas del Parque Vehicular en Días Laborales, Diferenciadas por Horarios

En este estudio se asume que el número de viajes por hogar, el número de etapas por viaje, la generación y atracción de viajes por zona, la distribución de vehículos por zona y la velocidad de desplazamiento presentadas en las secciones anteriores se mantienen sin variaciones para los años 2025 y 2030.

2.3.3. Proyecciones del transporte para la ciudad

En esta sección se presenta la proyección del parque vehicular particular y la distribución de flujo vehicular por tipo de día proyectada para la ciudad en [1].

Proyección del parque vehicular particular

La Figura 2.13 presenta en línea punteada verde la proyección del número de vehículos particulares proyectado entre 2010 y 2030 para la ciudad en [1]. La Figura 2.13 también muestra los valores reales registrados por el INE los años 2010, 2015 y 2018, y el escenario de proyección del número de BEV utilizado en el estudio de caso para los años 2020, 2025 y 2030.

Las categorías de vehículos considerados corresponden a las definidas por el INE como: Automóvil y Station Wagon, Todo Terreno y Camioneta. El escenario de proyección del

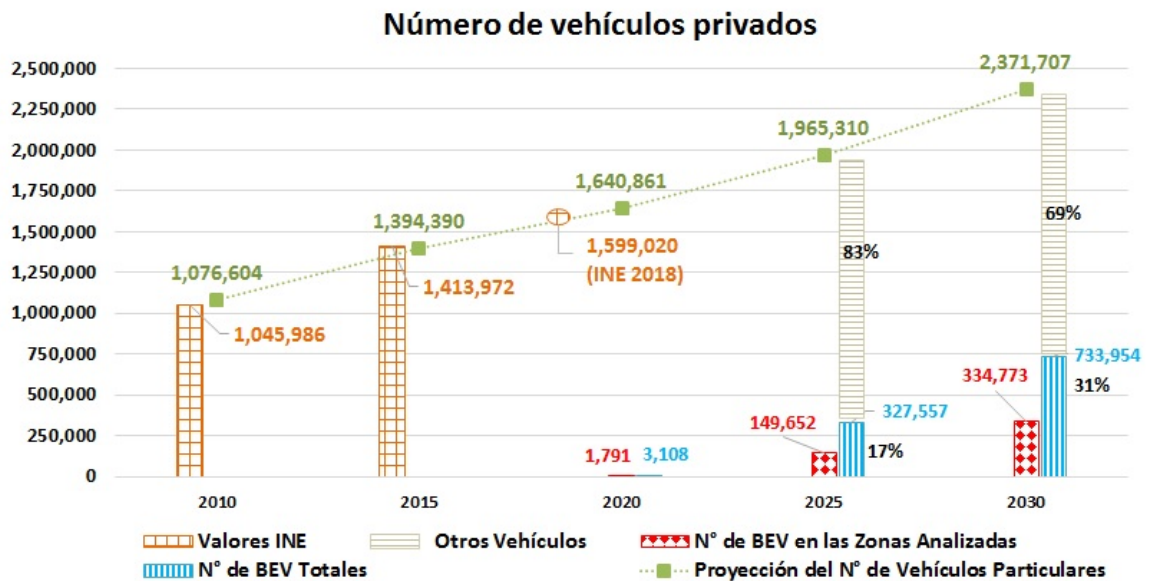


Figura 2.13: Proyección del parque vehicular particular y de los BEV

número de BEV para Santiago se construye considerando que el costo de adquirir un BEV será menor al de un vehículo convencional a combustión entre los años 2020 y 2030. De esta forma, el escenario de este estudio de caso considera que el 100 % de los vehículos particulares nuevos, que entren al mercado después del 2020 serán BEV, con lo que se alcanza un 31 % de penetración al 2030. Aun cuando en estas proyecciones no se considera el recambio de vehículos convencionales por BEV, el porcentaje de penetración es alto y comparable al proyectado en [58]. Del total de BEV de la ciudad, solo un porcentaje opera en las zonas Oriente y Centro analizadas en este trabajo. El total de BEV efectivo que interactúa con los alimentadores de las zonas estudiadas se muestra en las barras rojas de la Figura 2.13.

Distribución del flujo vehicular por hora y tipo de día

La Figura 2.14 muestra la distribución diaria del flujo vehicular normalizado [1] utilizado en el estudio de caso, diferenciando los días laborales y de fin de semana, para la categoría vehículo particular.

Las distribuciones diarias del flujo vehicular se utilizan para definir los horarios de los viajes que se producen en la ciudad. El número total de viajes se determina en base a EOD12 y se proyecta para el 2025 y 2030 con el mismo crecimiento del número de vehículos particulares presentado en la Figura 2.13.

2.3.4. Simulación de Viajes

El esquema que se presenta en la Figura 2.15 muestra las etapas de la simulación de viaje.

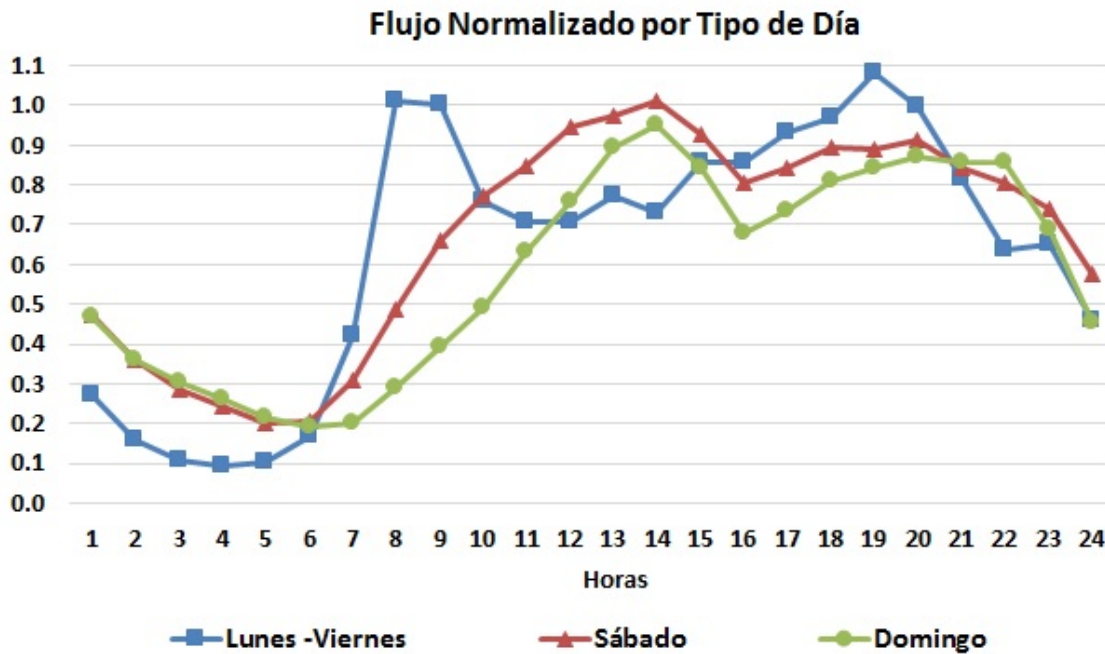


Figura 2.14: Flujo Vehicular Normalizado por Hora y Tipo de Día



Figura 2.15: Etapas de la Simulación de viajes

La simulación de viajes de los BEV en la ciudad comienza asignando el número total de BEV de la Figura 2.13 a las distintas zonas según la distribución de la Figura 2.11. Luego se generan los viajes por vehículo de forma aleatoria, para los tres días tipo considerados en este trabajo (lunes-viernes, sábado y domingo), de manera que el total de viajes del parque vehicular privado (incluyendo BEV y otros vehículos) sea similar al total de viajes estimado en EOD12, amplificado por la tasa de crecimiento del parque vehicular privado entre 2016 y 2018. Luego de ajustar el número de viajes, se definen los horarios en los que se producen los viajes utilizando la distribución de flujo de la Figura 2.14. Dependiendo del tipo de día y de la hora en que se realice el viaje se asigna una velocidad de desplazamiento según las distribuciones presentadas en la Figura 2.12. De igual forma, se asignan los orígenes y destinos de cada viaje siguiendo las probabilidades de la Tabla 2.3. Con toda esta información asignada a cada BEV y utilizando la distancia media entre zonas se calculan los tiempos de

viaje de los BEV.

2.3.5. Supuestos de Consumo Eléctrico, Carga y Conexión de los BEV

En esta sección se presentan los supuestos técnicos necesarios para determinar el consumo eléctrico de los BEV a partir de los patrones de viajes generados en la sección anterior.

Consumo de los BEV simulados

Se observa una relación directa entre el consumo energético en kWh/100Km y la capacidad de la batería en kWh. A mayor capacidad de batería, mayor es el peso del vehículo y mayor será el consumo en electricidad [62]. Otro factor que afecta el consumo de los BEV es la velocidad media de tránsito, que está asociada a las condiciones de tráfico simuladas (congestión, tráfico normal y de alta velocidad). De la información presentada en [63], se puede considerar que el consumo en condiciones de tráfico normal será menor al consumo en condiciones de congestión y en condiciones de desplazamiento a alta velocidad. En base a la información documentada se ha parametrizado una función de consumo para los BEV que depende de la capacidad de la batería del BEV y de la velocidad de desplazamiento. La Figura 2.16 muestra algunos ejemplos de la heurística utilizada para definir el consumo por cada 100 kilómetros en función de la velocidad de desplazamiento y del tamaño de la batería.

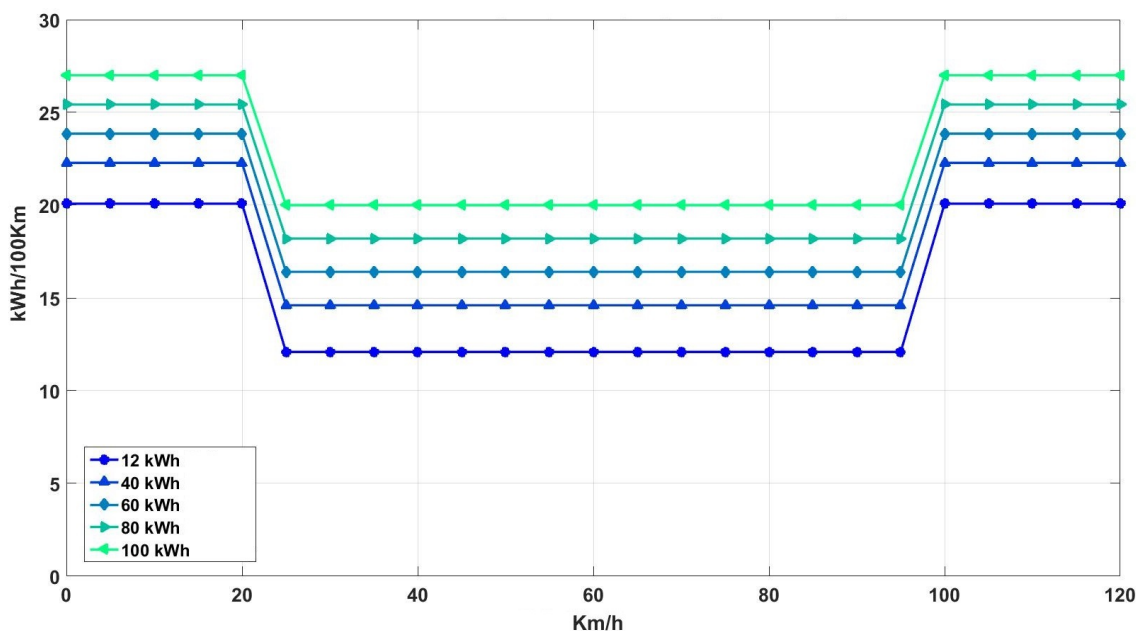


Figura 2.16: Relación entre consumo, velocidad de desplazamiento y tamaño de la batería

Carga lenta y rápida

Para este estudio se ha considerado que los usuarios de BEV prefieren la carga lenta residencial a la carga rápida en estaciones o electrolineras [64]. De esta forma, los BEV realizan la carga lenta residencial a través de una instalación Type 1 (16 A) o Type 2 (32 A),

según el estándar definido por SAE International standard [65]. También se ha supuesto que todos los vehículos que tiene un vehículo como más de 40 kWh de capacidad contarán con un cargador Type 2 y aquellos BEV bajo esta capacidad usaran cargadores Type 1. Solo en los casos en que los requerimientos de transporte son mayores que la energía proyectada para la batería se considera carga rápida del vehículo para cumplir con los requerimientos de viajes del usuario. En la Figura 2.17 se muestra un ejemplo de la curva de la carga lenta utilizada en la simulación para un automóvil con una batería de 20 kWh y otro con una capacidad de 50 kWh.

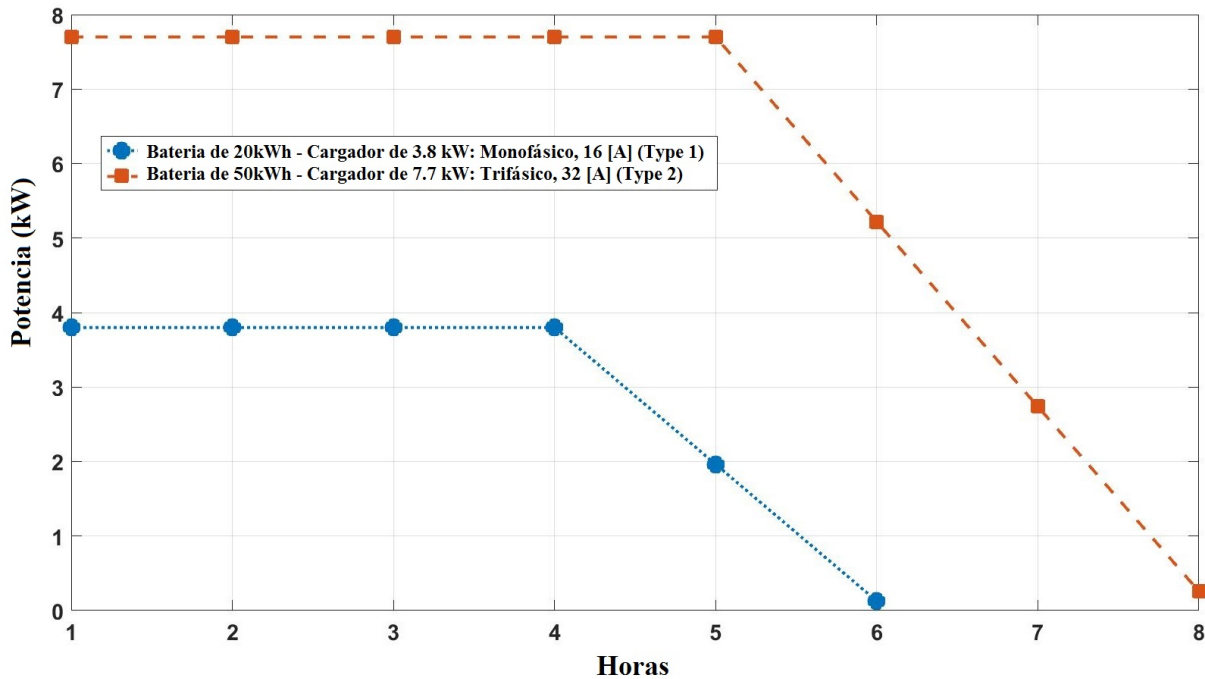


Figura 2.17: Ciclo de carga lenta considerado para los BEVs

En esta simulación se ha aproximado la etapa de saturación de la carga lenta, curva típicamente convexa [63], por una recta.

Distribución de la capacidad de batería de los BEVs

En base a la información presentada en [63] se ha simulado la capacidad de las baterías de los BEV según la distribución que se muestra en la Figura 2.18.

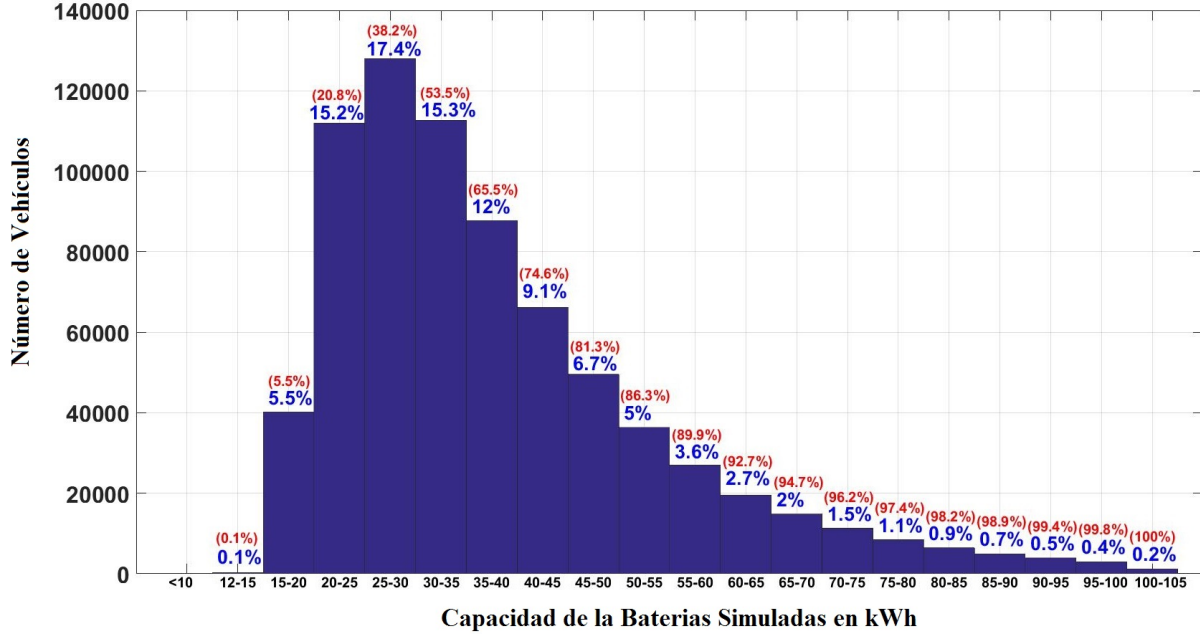


Figura 2.18: Distribución de Capacidad de las Baterías Utilizada en la Simulación

Esta distribución se comparó con el rango de capacidad de las baterías publicado por los productores de vehículos eléctricos.

Modelo de Carga y Descarga de los BEVs

A continuación se presenta el modelo utilizado en la simulación para optimizar la carga y descarga de los BEV, sujeta a las restricciones técnicas de los vehículos, de la red, a los requerimientos de transporte y a las tarifas modeladas. Todo los BEVs se han optimizado para una ventana de dos semanas representativas, con patrones de viajes distintos para los distintos tipos de días considerados. Se asume que el usuario se comporta en forma racional y minimiza el costo al momento de tomar la decisión de carga y descarga. La función objetivo del problema de optimización es la siguiente:

$$\min \left(\sum_{i=1}^T \text{Tariff}_i * EL_i + \sum_{i=1}^T PF_i * EF_i \right) \quad (2.2)$$

donde EL_i es la energía comercializada en la hora i por carga lenta, ER_i es la energía comprada a carga rápida en la hora i , Tariff_i es la tarifa asociada a la carga lenta y PF_i es el precio de la carga rápida considerando el mediano y largo plazo. La hora i se limita a las horas en las que el vehículo está estacionado.

Restricciones para completar los viajes diarios

$$\sum_{i=1}^T (EL_i + ER_i) = E_{final} - E_{initial} \quad (2.3)$$

donde E_{final} es la energía de la batería al final del día. $E_{initial}$ es la energía de la batería al comienzo de los viajes del día. Esta restricción establece que la energía comprada y vendida por el vehículo eléctrico, en el período de evaluación, debe ser igual a la energía requerida para los viajes.

$$\sum_{j=1}^{i-1} (EL_j + ER_j) \geq E_{neBat_{min}} - E_{initial} - \sum_{j=1}^i E_{trip_j} \quad (2.4)$$

donde $E_{neBat_{min}}$ es la energía mínima admisible de la batería (SOC del 20%) y E_{trip_j} es la energía necesaria para realizar los viajes de la hora j . Esta restricción establece que la energía total almacenada en la batería del vehículo eléctrico en $i - 1$ no debe ser menor que la energía requerida para el viaje de la hora i .

Restricciones del Almacenamiento de la batería

$$\sum_{j=1}^i (EL_j + ER_j) \leq E_{neBat_{max}} - E_{initial} \quad (2.5)$$

donde $E_{neBat_{max}}$ es la energía máxima que puede almacenar la batería. Esta restricción establece que la energía total almacenada en la batería del vehículo eléctrico no debe exceder su capacidad máxima durante ninguna hora del período de evaluación.

$$\sum_{j=1}^i (EL_j + ER_j) \geq E_{neBat_{min}} - E_{initial} \quad (2.6)$$

La restricción anterior muestra que la energía total almacenada en la batería del vehículo eléctrico no debe ser inferior a su capacidad mínima de almacenamiento durante ninguna hora del período de evaluación.

$$ER_i \leq E_{neBat_{max}} \quad (2.7)$$

Esta restricción considera que la energía suministrada mediante carga rápida no debe ser mayor a la capacidad máxima de almacenamiento de la batería del vehículo.

Restricciones de la carga lenta de la batería

$$EL_i \leq EneCharger_{max} \quad (2.8)$$

donde $EneCharger_{max}$ es la capacidad máxima del cargador del vehículo eléctrico. Esta restricción representa la parte constante o primera etapa de la curva de carga lenta del vehículo.

$$\frac{-m}{EneBat_{max}} * \sum_{j=1}^{i-1} EL_j + EL_i \leq \frac{-m}{EneBat_{max}} * \left(E_{initial} + \sum_{j=1}^{i-1} ETrip_j \right) \quad (2.9)$$

donde m es la pendiente de la aproximación lineal de la curva de carga lenta del vehículo eléctrico en la etapa de saturación, o segunda etapa de la curva de carga lenta del vehículo.

Restricciones de descarga sobre el sistema

$$EL_i + EneDischarge_{max} \geq 0 \quad (2.10)$$

donde $EneDischarge_{max}$ es la energía máxima que se podrá descargar de la batería del vehículo en una hora (en kWh).

$$ER_i \geq 0 \quad (2.11)$$

Esta última restricción muestra que solo es posible cargar energía mediante carga rápida.

2.3.6. Opciones Tarifarias Analizadas

En este trabajo se analizan distintas opciones tarifarias para los BEV, con el objetivo de entender el efecto de ellos sobre el margen de capacidad en la cabecera de los alimentadores de distribución. En la actualidad no existe un esquema de precios diferenciado para la compra y venta de energía de BEV. Sin embargo, el mercado eléctrico chileno sí tiene esquemas de remuneración de energía que pueden ser tomados como base para el diseño de futuras tarifas para BEV. Utilizaremos aquí tres de estos esquemas:

- (i) Los generadores pueden valorizar su energía al precio spot, que corresponde al costo marginal del sistema. Este precio es variable durante el día, y corresponde al valor de la SSEE primaria de distribución.
- (ii) Los excedentes de la generación residencial (Netbilling) se valorizan al precio de energía promedio (PNP) de los contratos financieros vigentes para el suministro de clientes regulados. Este es un precio fijo y sólo cambia cuando entran en vigencia nuevas licitaciones.

- (iii) El tercer esquema corresponde a una variante del Netbilling, el cual sólo está disponible para los clientes finales con medidores inteligentes. Este esquema tarifario aplica un recargo de 30 % en el horario de punta y un descuento de 30 % durante la noche, respecto al PNP del caso ii).

En lo que sigue, los valores PNP proyectados se calculan en base a todos los contratos firmados hasta la licitación del 2017. Para estimar el precio de los contratos futuros, se ha proyectado un precio de contratación para las futuras licitaciones de 40 USD/MWh, el cual es un balance entre el precio de la licitación del 2017, que fue de 32 USD/MWh, y el aumento en el riesgo de mercado, el cual adicionaría 8 USD/MWh al precio adjudicado. En todo caso, estos son valores referenciales y los resultados no dependen de esta proyección. En base a estos esquemas de remuneración, en este estudio se analizan las siguientes cinco opciones tarifarias para los EVs:

- (i) Tarifa Fija. Corresponde a una tarifa plana igual al PNP del año. Con esto no habría incentivos para la venta de energía por parte de los BEV, ya que el precio de compra es el mismo que el de venta.
- (ii) Tarifa A (3 bloques). Corresponde a una tarifa horaria de tres bloques en base al PNP. Se usan los mismos bloques horarios de los contratos en las licitaciones para clientes regulados: de 23:00 a 7:59 hrs., valor del PNP; de 8:00 a 17:59 hrs., con 10 % de descuento del PNP; y de 18:00 a 22:59 hrs., con 5 % recargo del PNP.
- (iii) Tarifa B (3 bloques). Es una tarifa horaria de tres bloques en base a PNP con recargo en el horario de punta del sistema. Esta tarifa es evaluada para desplazar demanda en alimentadores con perfil comercial. Se considera el valor del PNP con 15 % de descuento de 23:00 a 7:59 hrs., PNP con 5 % recargo de 8:00 a 17:59 hrs. y PNP con 10 % de recargo de 18:00 a 22:59 hrs.
- (iv) Tarifa C (3 bloques). Es una tarifa horaria de tres bloques en base al costo marginal promedio proyectado por el regulador en el informe de Precio de Nudo de Corto Plazo de Julio 2019 (PNCP) para Polpaico 220kV (MgC), una de las principales barras de la ciudad y los valores horarios se modulan replicando los criterios de la tarifa residencial flexible. Se considera el valor del MgC promedio durante el día, MgC con 30 % de recargo en el horario de punta y MgC con 30 % de descuento en la noche. Adicionalmente en el año 2030 se aplica una reducción de 30 % en el marginal promedio para representar la entrada de nuevos proyectos solares y eólicos que podrían bajar el marginal.
- (v) Tarifa de 6 bloques. Corresponde a una tarifa horaria de 6 bloques, en base al MgC. Se considera el perfil de marginales semanal del año 2018 en Polpaico 220kV para modular la tarifa el año 2020. En el año 2025 se reduce el marginal solo en horas de sol en 40 % y el 2030 en 60 %, representando la entrada de numerosos proyectos solares fotovoltaicos.

La Figura 2.19 muestra las tarifas (i), (ii) y (iii) propuestas en base a la proyección del PNP.

La Figura 2.20 muestra las tarifas (iv) y (v) propuestas en base al costo marginal promedio proyectado en el Informe de Precio de Nudo de Corto Plazo de Julio 2019.

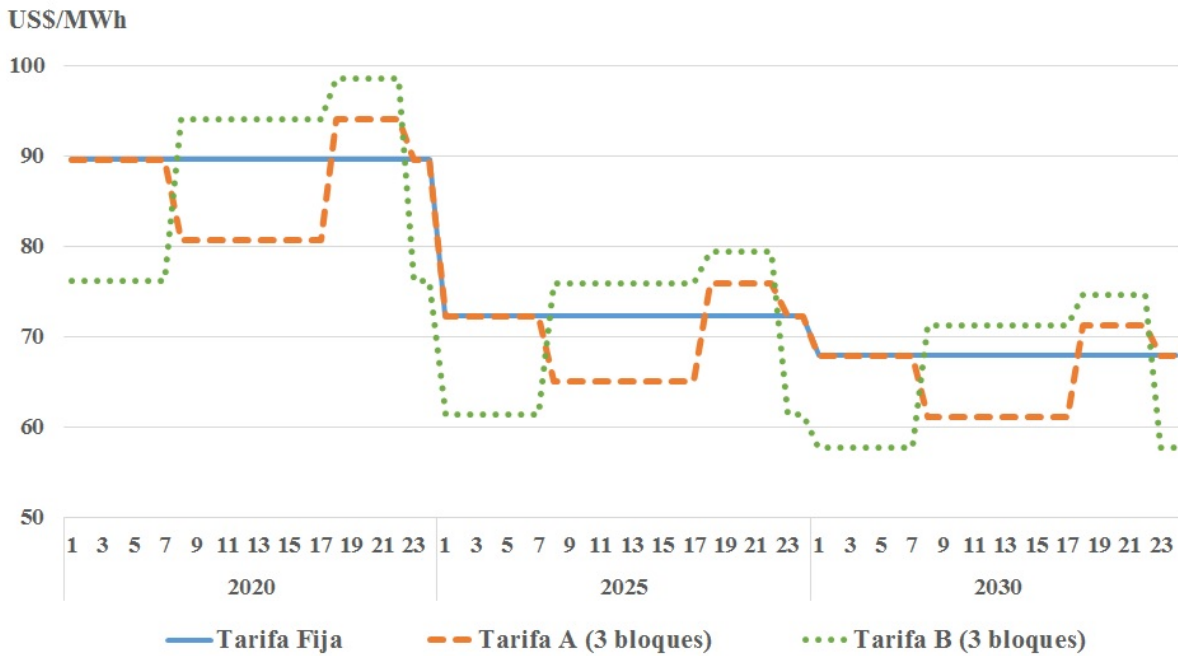


Figura 2.19: Opciones tarifarias basadas en el PNP

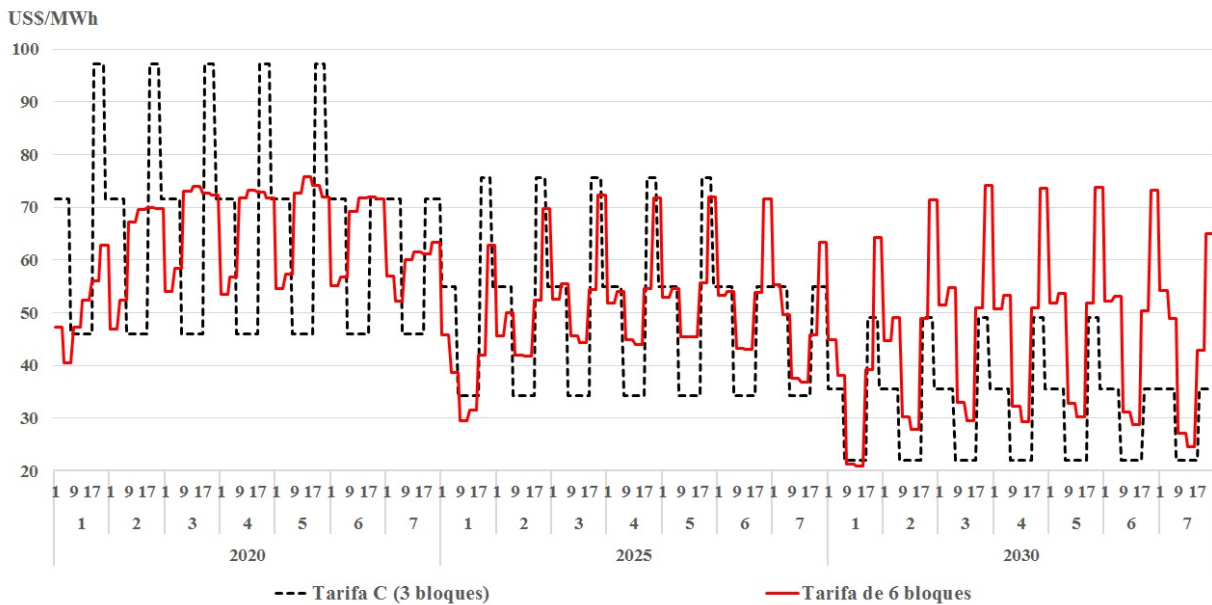


Figura 2.20: Opciones tarifarias basadas en el Costo Marginal

Con el fin de explorar otros esquemas tarifarios que podrían incentivar la participación de BEV en el mercado eléctrico chileno, y que al mismo tiempo consideren las limitaciones de capacidad de los alimentadores de distribución, se analizan tres tarifas adicionales basadas en PNP. Estas tarifas se construyen en función de la demanda del alimentador que se analiza. Para esto, se utilizaron dos alimentadores representativos de la base de datos, uno que presenta un consumo residencial y otro con características comerciales. Las tarifas adicionales propuestas se describen a continuación:

- (i) Tarifa Anual Ajustada. Una tarifa horaria diferenciada por tipo de día con los mismos valores horarios para todos los BEV. Para calcular esta tarifa, se suma la demanda del alimentador seleccionado por tipo de día y luego se normaliza (dentro de cada tipo día) con el objetivo de tener un promedio igual a uno. Finalmente, los valores normalizados se multiplican por el PNP proyectado que se presenta en la Figura 2.19 (Tarifa fija).
- (ii) Tarifa Anual Dinámica. Se define como una tarifa horaria diferenciada por tipo de día y que cambia para cada BEV. El procedimiento para calcular esta tarifa es el mismo que el descrito para la Tarifa Anual Ajustada, pero en este caso la demanda incluye todos los BEVs previamente conectados al alimentador, lo que se define para este estudio como la demanda neta.
- (iii) Tarifa Mensual Dinámica. Corresponde a una tarifa horaria diferenciada por tipo de día y mes, que al igual que la Tarifa Anual Dinámica varía para cada BEV. Esta tarifa se calcula de la misma forma que la opción tarifaria anterior, pero considerando diferentes valores por mes, lo que la hace más desagregada que las dos opciones previas.

La Figura 2.21 muestra las demandas netas del alimentador con perfil residencial, que resultan al aplicar las tarifas Anual Ajustada, Anual Dinámica y Mensual Dinámica. Para este ejemplo, se muestra una semana representativa considerando el número de vehículos que minimiza la varianza de la demanda para cada una de las tarifas.

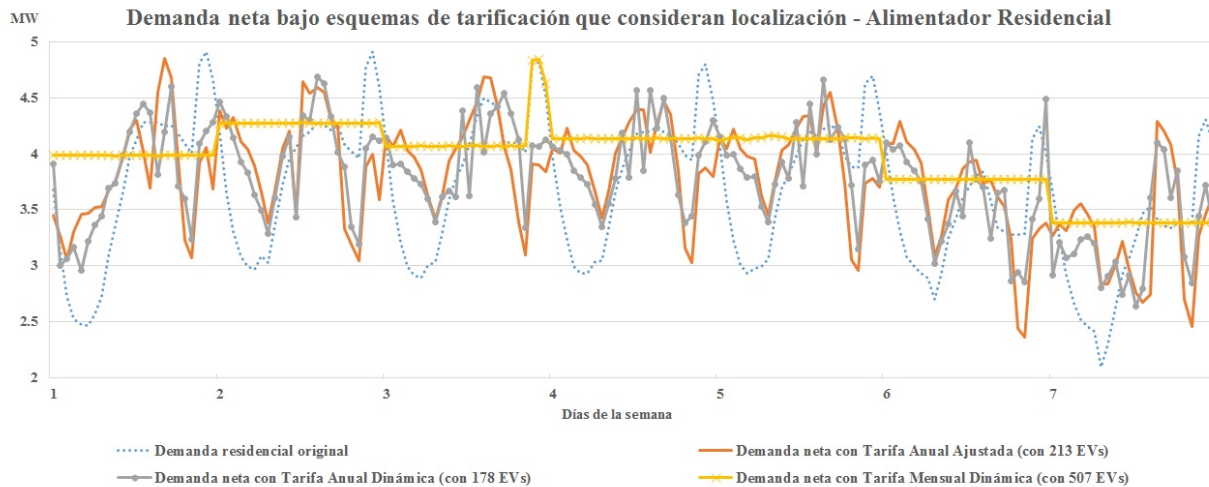


Figura 2.21: Demanda Residencial Neta con BEVs Optimizados para las Tarifas Dinámicas y Ajustada

Por su parte, la Figura 2.22 muestra las demandas netas del alimentador con perfil comercial, que resultan al aplicar las tarifas Anual Ajustada, Anual Dinámica y Mensual Dinámica. Para este ejemplo, se muestra una semana representativa considerando el número de vehículos que minimiza la varianza de la demanda para cada una de las tarifas.

Notar que para comparar los resultados de las opciones tarifarias propuestas es necesario utilizar los registros de demanda de un año y considerar los mismos BEV en todos los casos evaluados. Estos esquemas tarifarios intentan representar una posibilidad de dar a la empresa de distribución la opción de definir una tarifa flexible y dinámica, para los usuarios de VEs

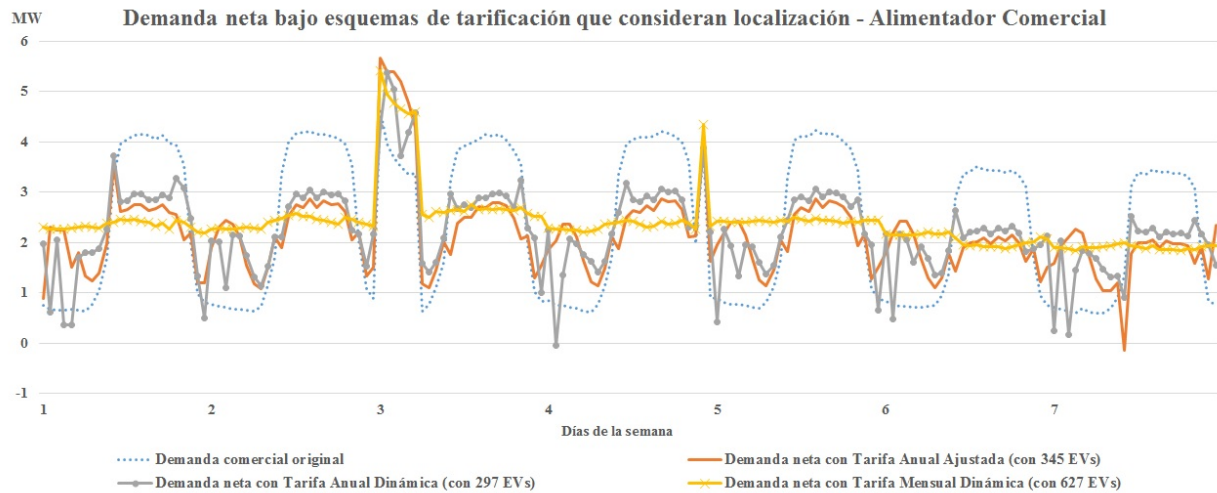


Figura 2.22: Demanda Comercial Neta con BEVs Optimizados para las Tarifas Dinámicas y Ajustada

que permita el uso eficiente de las instalaciones.

2.3.7. Asignación de Vehículos Eléctricos a los Alimentadores de Distribución

Tras simular los viajes en la ciudad y optimizar la compra y ventas, el consumo y las inyecciones de los BEV se asignan o sortean entre los alimentadores situados en las zonas de la ciudad donde el vehículo está estacionado. Este proceso de asignación se realiza mediante una simulación Monte Carlo de 300 etapas para obtener resultados independientemente de los BEVs que hayan sido asignados a cada uno de los alimentadores. El número de etapas utilizado se determinó evaluando hasta 1.000 etapas y observando que, después de 300 etapas, la variación del promedio de los resultados era inferior al 2%. Los resultados presentados en este estudio son el promedio de los 300 casos simulados. Aun cuando los VE asignados a cada cada alimentador cambian en cada simulación de Monte Carlo, la distribución o probabilidad de ser asignados a un alimentador es fija y en este estudio se evaluaron las tres opciones que se presentan en el esquema de la Figura 2.23.

La primera es la distribución residencial en la que la probabilidad de asignación de BEV es proporcional al número total de clientes residenciales en cada alimentador, asumiendo que por cada cliente o vivienda es muy probable que haya un vehículo. La segunda alternativa es la distribución comercial, en la que la probabilidad de asignación es proporcional a los clientes comerciales conectados a los alimentadores, suponiendo que los clientes comerciales podrían concentrar los viajes con fines como trabajo, compras u otros. La tercera alternativa es una distribución aleatoria, en la que todos los alimentadores tienen la misma probabilidad de recibir un VE. La simulación también considera que algunos vehículos podrían utilizar cargadores al finalizar algunos de sus viajes del día, no necesariamente en casa, por lo tanto, al final de cada de cada viaje se asigna un alimentador a cada vehículo en función de las tres alternativas descritas anteriormente.

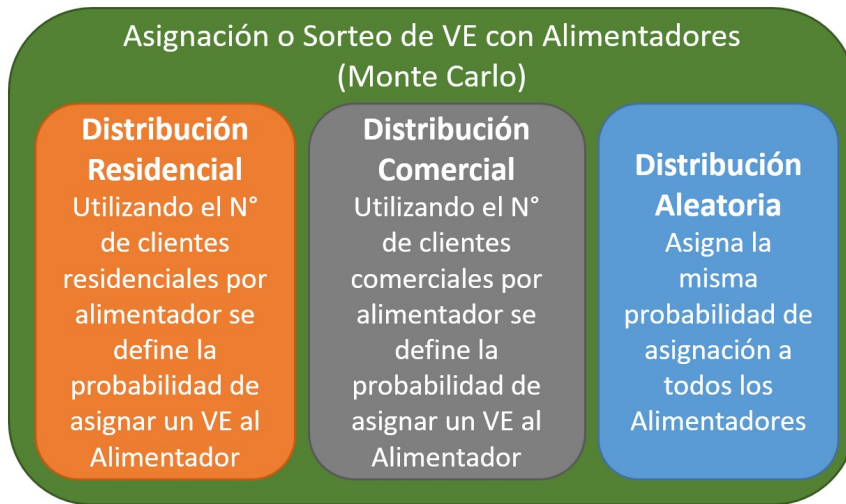


Figura 2.23: Distribuciones de probabilidad evaluadas en la Simulación

La Figura 2.24 muestra los resultados promedio obtenidos para la Tarifa Fija y la Figura 2.25 presenta los valores promedio obtenidos para las otras tarifas analizadas. Notar que los valores presentados corresponden al promedio de 300 etapas de Monte Carlo.

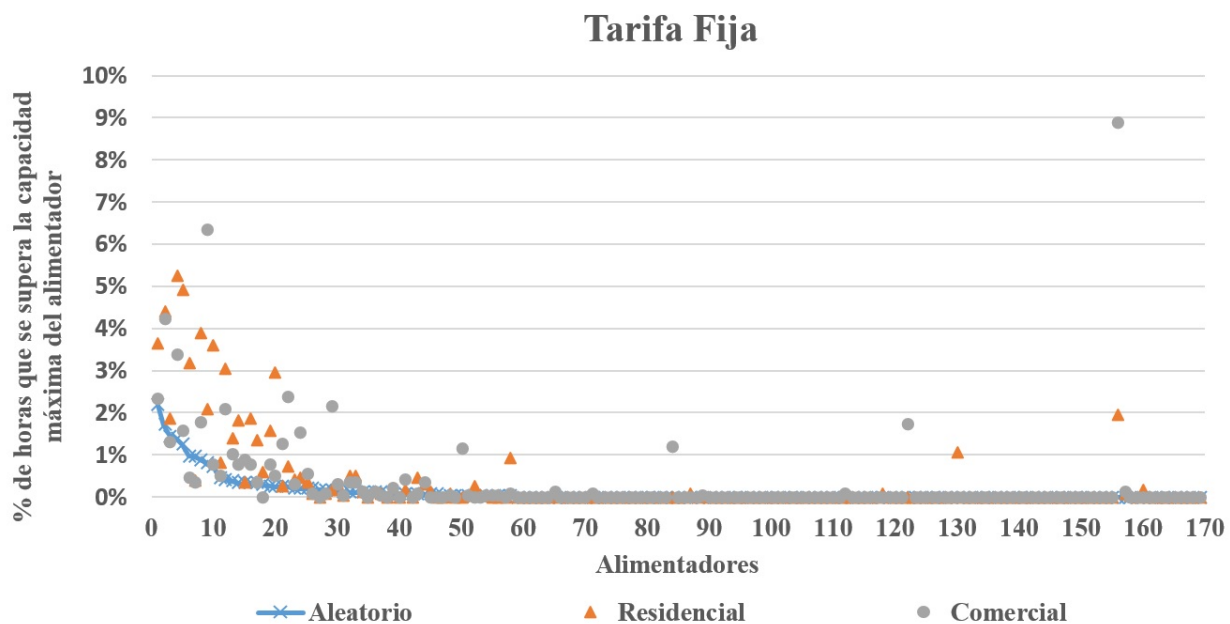


Figura 2.24: Porcentaje de Horas al Año que se Sobrecargan los Alimentadores Para Distintas Distribuciones de Probabilidad Aplicadas a la Tarifa Fija

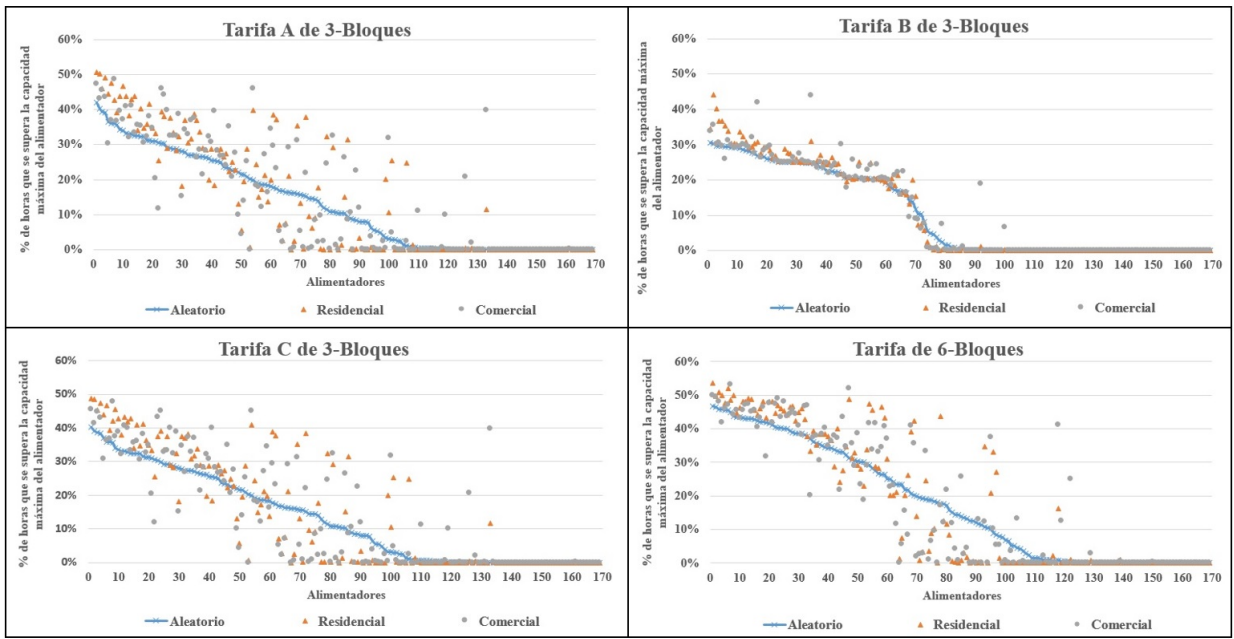


Figura 2.25: Porcentaje de Horas al Año que se Sobrecargan los Alimentadores Para Distintas Distribuciones de Probabilidad Aplicadas a las Tarifas de 3 bloques y 6 bloques

La evaluación de distintas distribuciones de probabilidad de asignación, o sorteo, entre los VEs y los alimentadores muestra que más alimentadores se sobrecargan un porcentaje mayor del tiempo cuando se consideran las distribuciones Residencial y Comercial.

En los siguientes capítulos se presentan los trabajos de investigación relacionados a esta tesis.

Capítulo 3

Primer artículo: Adjustment of discrete load changes in feeder databases for improving medium-term demand forecasting

Adjustment of discrete load changes in feeder databases for improving medium-term demand forecasting

ISSN 1751-8687
 Received on 1st February 2017
 Revised 25th May 2017
 Accepted on 7th July 2017
 E-First on 21st August 2017
 doi: 10.1049/iet-gtd.2017.0129
 www.ietdl.org

Gonzalo Paredes¹ ✉, Luis Vargas¹

¹Department of Electrical Engineering, Universidad de Chile, Av. Tupper 2007, Santiago, Chile

✉ E-mail: goparedede@ing.uchile.cl

Abstract: A discrete load change (DLC) event may be described as an abrupt change in feeder demand. These events are due to network reconfigurations, or the connection/disconnection of large consumers to the grid. This phenomenon affects the performance of load forecasting methods and, in general, it may worsen any planning or operational application that uses feeder demand records as input. This study proposes four load adjustment (LA) methods to correct this type of distortion from distribution system demand database. The methods are tested by using real demand values, encompassing six years of hourly data registered in 169 feeders, of a distribution company. To test the effectiveness of the LA methods, in medium-term load forecasting, a comparative study using different forecasting techniques is performed. Results show that demand forecasting, with *DLC* adjustment, improve their average performance over 33% compared to the case were this phenomena is not considered.

1 Introduction

Today more than ever the incorporation of new technologies to the distribution grids is transforming the paradigms of how the operation and planning of the distribution systems is done [1]. Conventional networks are evolving into more sophisticated grids, which require information flow between generation and consumption, a higher participation from the end users, and a growing need for a more flexible operation of the system [2–5].

Modern smart grids require high accuracy in the knowledge of consumer behaviour [6], where demand forecasting has been identified as a key process with links to many areas of system planning and operation [7–10]. This process requires the availability of a reliable and timely demand database, which is a cornerstone in distribution companies [11–12].

The reconfiguration of feeders in distribution networks, i.e. the load transfer between primary feeders, is a common operation to relieve overloading and reduce system losses. This switching operation can achieve load balance among distribution feeders and is registered as a discrete demand change in the primary substations data [13]. Another source of discrete changes is the connection (or disconnection) of large consumers. In both cases, the effect on the load data set is a distinctive abrupt change in the demand level that remains in time. In this paper, this phenomenon is called discrete load change (*DLC*).

DLC events produce distortion in the readings of monitoring equipment at a feeder level [14]. In this reference it is shown that data shifts, due to feeders switching, contaminates registers and reduces forecasting accuracy in the medium and long term. In addition, feeders' reconfiguration has been recognised as an important element for estimating future demand values in the short-term (24 h ahead) [15]. In that reference the authors conclude that switching operation in primary networks has a substantial impact on load profiles, hence, producing errors in future demand forecasting.

In [16] the effect of reconfiguration events over an artificial neural network (ANN) model is evaluated. In that work the authors show that reconfiguration events degrade the one-day ahead forecasting. This degradation is reduced when new samples (after the *DLC* event) are used to retrain the ANN.

In [17] the *DLC* effects are referred as load transfer coupling, and they are studied in the context of several months and several years, but not in daily operation such as several hours or days. In

[18] in order to improve forecasting accuracy, abnormal data (load re-allocation, feeder reconfiguration, or faults) are eliminated. In [13] reconfiguration events at a feeder level are identified as abnormal changes in demand and are treated as special cases to train an ANN for load forecasting.

Most of the work on medium and long-term demand forecasting has been focused on aggregated data, where few variables are projected (e.g. maximum demand, average demand and so on) [19–22]. However, modern technologies, such as electric vehicles, renewable-based generation in distribution grids and energy storage devices, usually require hourly (or shorter) demand estimations to study their performance in future scenarios [23–26]. Therefore, long and medium-term load forecasting with hourly resolution has emerged as an important problem in modern energy systems [27–28].

In [29] the authors propose an additive semi-parametric model to perform load forecasting in short and medium-term for more than 2200 feeders of the French distribution network. They show that *DLC* events degrade the accuracy of models and, to get rid of the problem, they eliminate the time series that present *DLC* events.

According to the literature, the impact of *DLC* events depends on the timeframe of the application. On the one hand, in short-term load forecasting the impact is low as *DLC* is sporadic events (sometimes with one or two events per year) [16]. Also, in this timeframe, less data is required to achieve a good forecast (e.g. two weeks data is needed to perform one-day ahead prediction [16]), so a *DLC* can be treated as an especial case [13]. On the other hand, in medium and long-term applications, eliminating data containing a *DLC* (as proposed in [18]) could reduce significantly the amount of data available. Then, with reduced datasets the training process of methods like ANN or support vector regression (SVR) could become difficult or even infeasible [30].

As *DLC* events will become more common in future networks, their importance on medium-term load forecasting will increase accordingly, as it will have a direct impact on investment in new grid components or in the upgrade of the existing ones [31]. This work is motivated by the fact that *DLC* events on feeders' data can deteriorate significantly the performance of medium-term demand forecasting with hourly information, and it is focused on the characterisation of the phenomenon and the data pre-processing to adjust demand with *DLC* events, regardless of the forecasting techniques used afterwards.

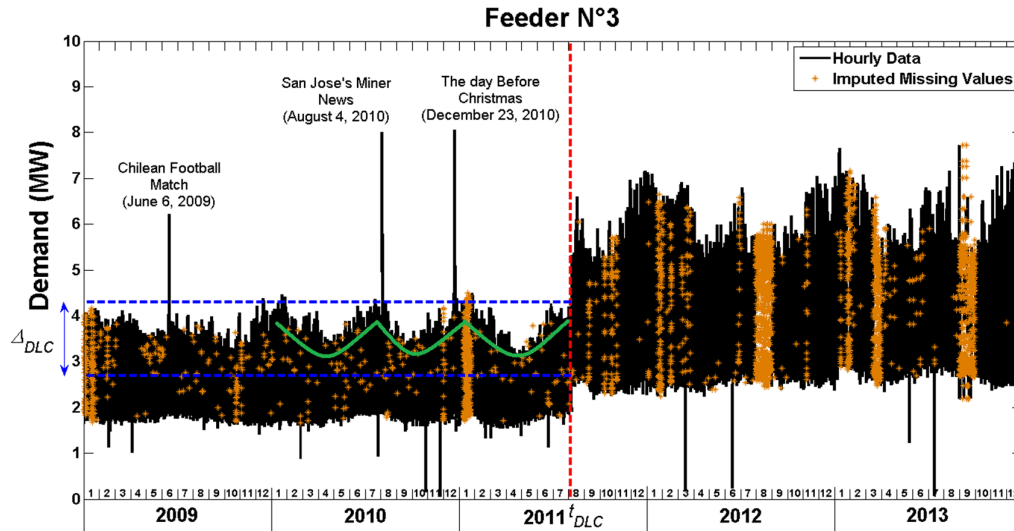


Fig. 1 Example of a DLC in a feeder

This paper presents efficient methods to adjust *DLC* events in load databases. Specifically, the methods allow to pre-process data registered previous to the occurrence of a *DLC* event, in order to have sufficient and reliable feeders demand databases to train models and, then, perform the forecasting. Evaluations of the proposed adjustment methods in the context of medium-term load forecasting with hourly granularity for 20 feeders of Santiago's distribution network are presented. Also, a standard forecasting *Naive Benchmark* is used to test the proposed *Load Adjustment (LA)* methods over 169 feeders at the distribution company of Santiago, Chile. This *Naive Benchmark* approach includes a trending forecasting of feeders' demand, which was done with the current spatial forecasting model used by the distribution company.

The remaining of this paper is organised as follows. In Section 2, *DLCs* definition, characterisation and its detection are presented. Section 3 describes four *LA* methods to correct *DLC* events. In Section 4, the effect of *DLC* events on medium-term demand forecasting is illustrated by using a *Naive Benchmark* and *Artificial Intelligence (AI)* methods, which are applied to a database of 20 feeders located in the distribution system of the city of Santiago, Chile. In Section 5, the effect of *DLC* events in one-year ahead demand forecasting is evaluated for the *Naive Benchmark* approach by using an hourly demand (*HD*) database of 169 feeders. Finally, Section 6 summarises the main findings of this work.

2 *DLCs* characterisation

In this section, a characterisation of the *DLC* phenomenon is developed, where the main features for the detection of *DLC* events are shown. Throughout the paper we use $HD^f(h, j)$ to represent the real demand at hour h in the year j , for feeder f .

2.1 Definition of *DLCs*

A *DLC* event could be described as an abrupt increase (or decrease) in demand $HD^f(h, j)$, which persists over time (more than one month). In order to define the main parameters to characterise a *DLC* in distribution feeders, in this subsection a real case from the distribution company of the city of Santiago is analysed.

In real databases there are missing values and outliers, which has to be pre-process before any forecasting is made. In Fig. 1, data demand $HD^f(h, j)$, in a feeder f , in the period 2010/2013 is shown. In this figure, missing data is represented with yellow dots (see middle of January 2011 and August 2012 data). Spikes in Fig. 1 represent special events such as a football match, a peak demand during the news of the San Jose's Miners rescue and a daily peak the day before Christmas.

In Fig. 1, there is a *DLC* at the beginning of August 2011, which is characterised by a clear increase in the demand (marked with the dotted-red line), which looks like a shift in load data of nearly 1.5 MW (shown between blue lines). It is important to keep in mind that this change does not correspond to consumption trends, as it only occurs once and remains for the rest of the period.

In this work, two parameters are used to characterise *DLC*. The first parameter measures the abrupt change in load, referred as the size of the *DLC*, and is portrayed as the Δ_{DLC} variable in Fig. 1. The other parameter is the day of occurrence, which is defined as t_{DLC} in Fig. 1.

Notice also that in Fig. 1 there is a seasonal pattern of the load. It corresponds to an increase followed by a decrease in load with a period of 6 months approximately. For illustrative purposes, it is highlighted with a green line starting in 2010.

The *DLC* phenomenon has two possible explanations. On the one hand, this could be a reconfiguration of the feeder, i.e. the transference of load among feeders. Or, it could be the connection/disconnection of a large customer (e.g. a large commercial building). In any case, it is a discrete load increase, whose effect is clearly different from the typical demand growth of existing customers.

2.2 Characterisation of *DLC* events

In the demand database, a *DLC* effect may be modelled as a discrete amount added to the load (see Δ_{DLC} in Fig. 1), so the demand of the remainder of year 2011 is increased. In this case, from beginning of August 2011 to the end of 2013 a fix amount, close to 1.5 MW in Fig. 1, is added to the demand.

Notice that *DLC* starts as a sudden load increase (or decrease) which has a lasting effect rather than a seasonal effect. In order to illustrate this feature, Fig. 2 shows a demand panel with four feeders on a time span of 6 years (which was extracted from the same database used in Fig. 1). In Fig. 2, *DLC* events are highlighted with a red-dotted line. These *DLC* events produce load changes that last from a few months to years, and they are not repeated on a yearly basis, i.e. they do not correspond to seasonal changes. These events were analysed and confirmed by the distribution company's personnel working on planning. Furthermore, the database containing the demand of 169 feeders was carefully examined by the company's expert, who identified *DLC* events from 2008 to 2013.

2.3 *DLC* detection in feeders databases

A distinctive characteristic of *DLC* is that it produces permanent changes in a demand feeder. Therefore, for its proper detection it is necessary to confirm that the resulting demand change persists over

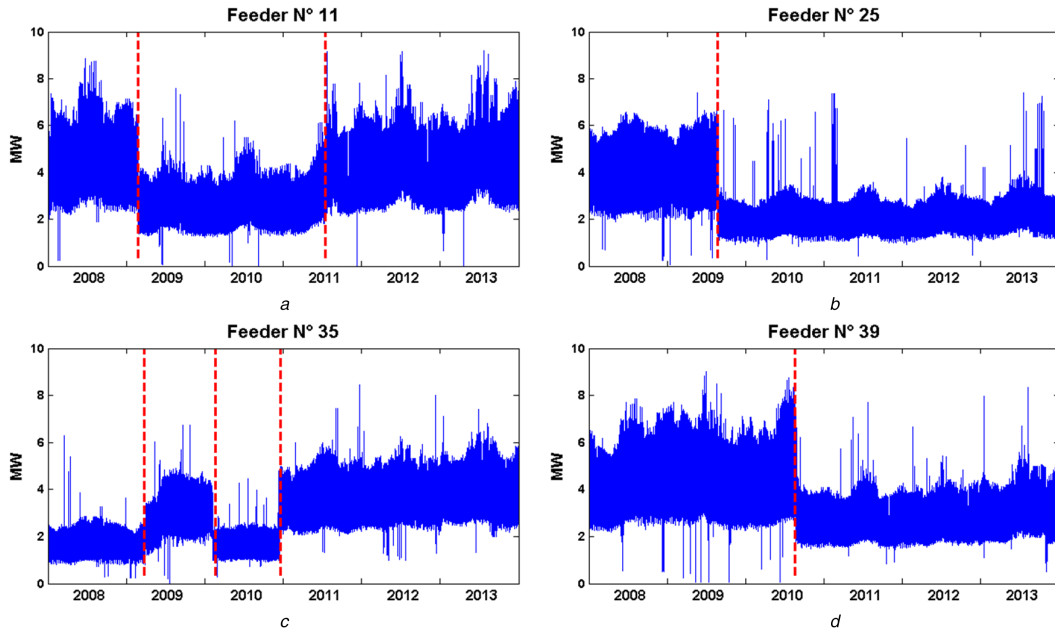


Fig. 2 Example of a DLC in feeders

time. In addition, a *DLC* event could be confused with daily variation, weekly patterns or even with a seasonal behaviour. To illustrate the above mentioned problems, Fig. 1 shows one example in a period of 5 years in a real feeder.

In Fig. 1, a distribution planning engineer could identify a *DLC* event in 2011 (shown with the dashed red line). In this example, at the beginning of year 2011 there is a continuous decrease in the load, which is followed by a period of constant increase (green line highlighted in Fig. 1). This pattern could be preliminarily attributed to a *DLC* in 2011, but as it is also found in years 2010 and 2009, so it actually corresponds to a seasonal load pattern.

As this work is focused on the adjustment of abrupt changes in load database and not on detecting this phenomenon, an expert identification of the *DLC* events is considered. In other words, the expert identification provides what we call *Ground Truth Identification (GTI)*, which later on is required as an input for the adjustment methods. Note that this approach allows eliminating the error that could be added by an automatic *DLC* detection method from the final results of this work.

The identification of abrupt changes in data has been studied previously [32]. The application and development of algorithms to detect these abrupt changes can be seen in a wide branch of areas, namely time series image processing [33], climate change applications [34], fault detection [35], IP network anomalies detection [36], land cover changes [37], and medical treatments [38]. In addition, this problem has been addressed in time domain and also in frequency domain [39], where the methodologies and algorithms must be tailored to the particularities of each specific application.

A preliminary *DLC* detection, made by human inspection or by using computers, should assesses that the size of the *DLC* is different for the maximum and minimum values of the hourly feeder's demand, which depends on the consumption patterns of end users. Fig. 3 shows aggregated daily values for the same load data of Fig. 1, where the black line is the daily maximum, the green line is the daily average and the purple line is the daily minimum. In this figure, *DLC* event is also highlighted in dotted-red line. The horizontal dotted and dash lines correspond to the average demand considering all data after and before the *DLC* event (highlighted with the vertical dotted-red line).

Notice that the difference between the average daily statistics before and after the *DLC* event is different for each curve. This is clear from Fig. 3, where Δ_{DLC} considering the daily minimum is $\Delta_{DLC}(\min) = 2.61 - 1.75 = 0.86$ MW, whereas the difference for

the daily average is $\Delta_{DLC}(\text{avg}) = 4.29 - 2.70 = 1.59$ MW and for the daily maximum it is $\Delta_{DLC}(\max) = 5.69 - 3.51 = 2.18$ MW.

According to the field experience, not always the biggest Δ_{DLC} comes from the maximum demand statistic, and it is necessary to consider the three statistics to detect a *DLC* event in the general case. Regarding the correction of the *DLC*, different sizes of *DLC* must be tested for different demand levels in the time series.

3 LA methodology for the correction of DLC

The purpose of the *LA* methodology is to eliminate the effect of the *DLC* on the load database. In Fig. 4, the HD [HD is the entire time series $HD^f(h, j)$] and all the variables used for the proposed *LA* are illustrated. In this figure, a typical discrete load increase of 1.5 MW (Δ_{DLC}) occurs at the beginning of August 2011, in the 947th day of the time series ($t_{DLC} = 947$).

The variables used for *LA* are

- U_b is the average of daily maximum (D_{\max}) for the period before the *DLC* occurrence in t_{DLC} (pink line).
- M_b is the average of daily average demand (D_{avg}) for the period before the *DLC* occurrence in t_{DLC} (green line).
- L_b is the average of daily minimum (D_{\min}) for the period before the *DLC* occurrence in t_{DLC} (orange dash line).
- U_a, M_a, L_a are the corresponding values for the period after the *DLC* event in t_{DLC} .

The proposed *LA* method assumes that if the *DLC* occurs in a given year, its effect may be captured by adding (or subtracting) the constant change Δ_{DLC} to the data before the *DLC* occurrence. Thus, the proposed strategy for *LA* consists of adjusting the registers before the *DLC* (from January 2009 to the beginning of August 2011 in Fig. 4), whereas the remaining values (after the *DLC*) are kept unaltered (from August 2011 to December 2013 in Fig. 5).

In this work, four *LA* strategies are tested and evaluated, which differ mainly in the way they compute the size Δ_{DLC} :

- *LA-A*. Here two Δ_{DLC} are tested. In the first place, it is computed as the difference $\Delta_M = M_a - M_b$ which is added to all demand records with values above the mean M_b . In the second place, Δ_{DLC} is calculated as $\Delta_L = L_a - L_b$ is subtracted to all records below or equal to M_b .

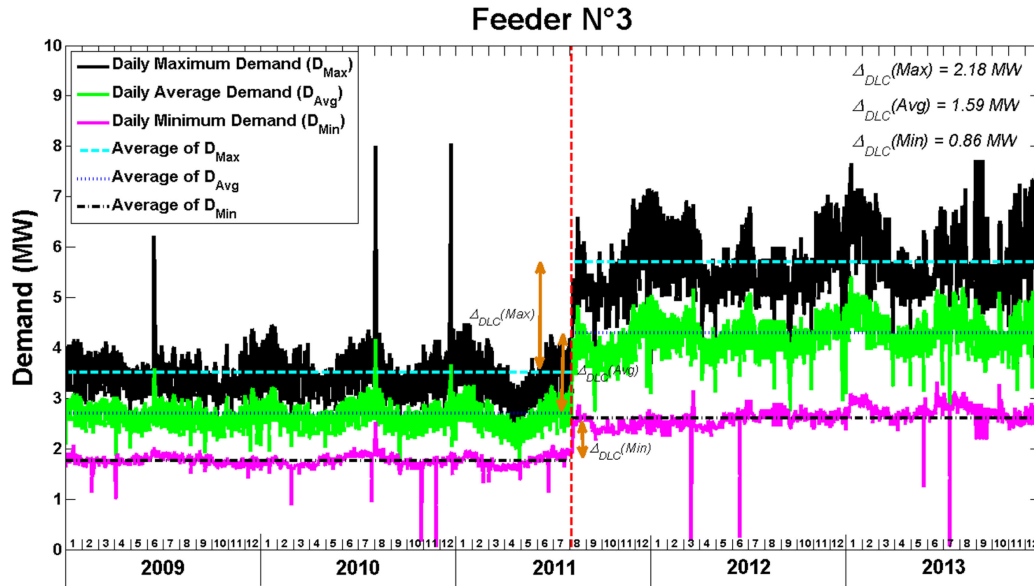


Fig. 3 Daily statistics of feeders electric demand

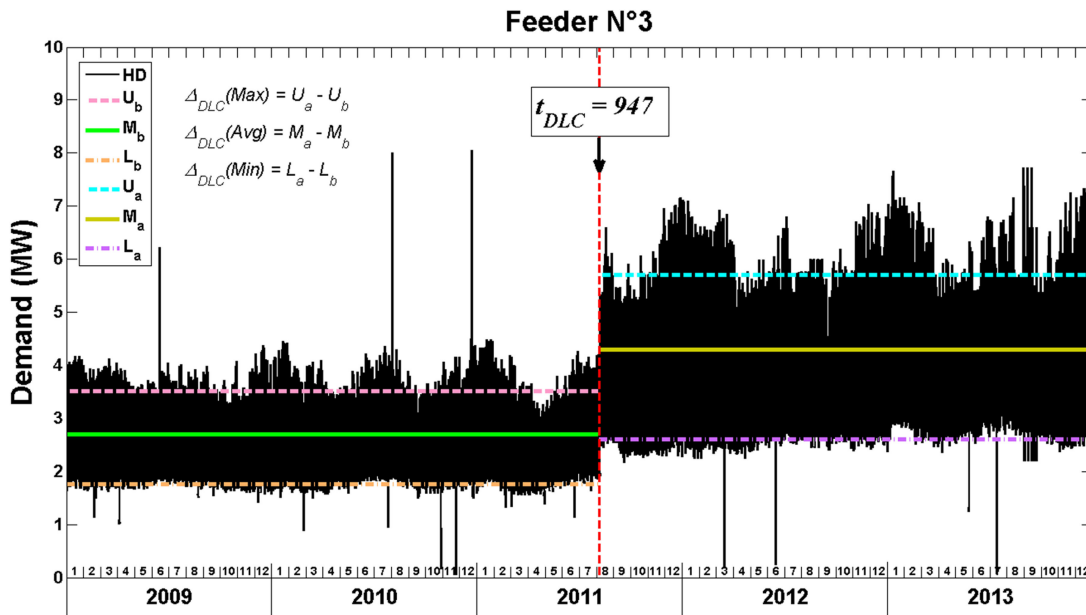


Fig. 4 Variables used in the proposed LA methods

- *LA-B*. Here also two *DLC* sizes are used. The first size Δ_{DLC} is estimated as $\Delta_U = U_a - U_b$, which is added to the records above M_b ; whereas the second uses Δ_L , and it is subtracted to all records below or equal to M_b .
- *LA-C*. Here $\Delta_{DLC} = \Delta_M$ is used, which is added to all records.
- *LA-D*. Here seven *DLC* sizes are used, one for each day of the week. This is done by subtracting a representative HD matrix before the *DLC*, named $R_b(h, t_d)$, from a representative HD matrix after the *DLC*, named $R_a(h, t_d)$. These matrices have one row for each hour h of the day (24 rows) and one column for each type of day t_d (seven types of days, from Monday to Sundays). The elements of matrices $R_b(h, t_d)$ and $R_a(h, t_d)$ are calculated as the average of all days before (r_{h,t_d}^b) and after (r_{h,t_d}^a) the *DLC*.

Then, the difference $\Delta_R(h, t_d) = R_a(h, t_d) - R_b(h, t_d)$, is added to adjust the load before the *DLC* for each type of day.

Notice that methods *LA-A* to *LA-C* perform *LA* by increasing or reducing the demand before a *DLC* event. The fourth *LA-D* method follows the same strategy but the adjustment incorporates the changes in the daily patterns.

4 Effect of DLCs on medium-term forecasting

In order to illustrate the effect of *DLC* events on load forecasting, in this section, two exercises are presented. In the first exercise, an example of the *Naive Benchmark* approach, on one feeder for 3 years, is presented, whereas in the second the effect of using *DLC* adjustment on a small data set of 20 feeders, by using two popular *AI* forecasting techniques, is shown.

4.1 Effects of *DLC* event on MTLF: *Naive Benchmark* example

A comparison of the real load, using the same feeder of Fig. 1, with two load forecasting exercises for the period 2012–2013, is presented in Fig. 5.

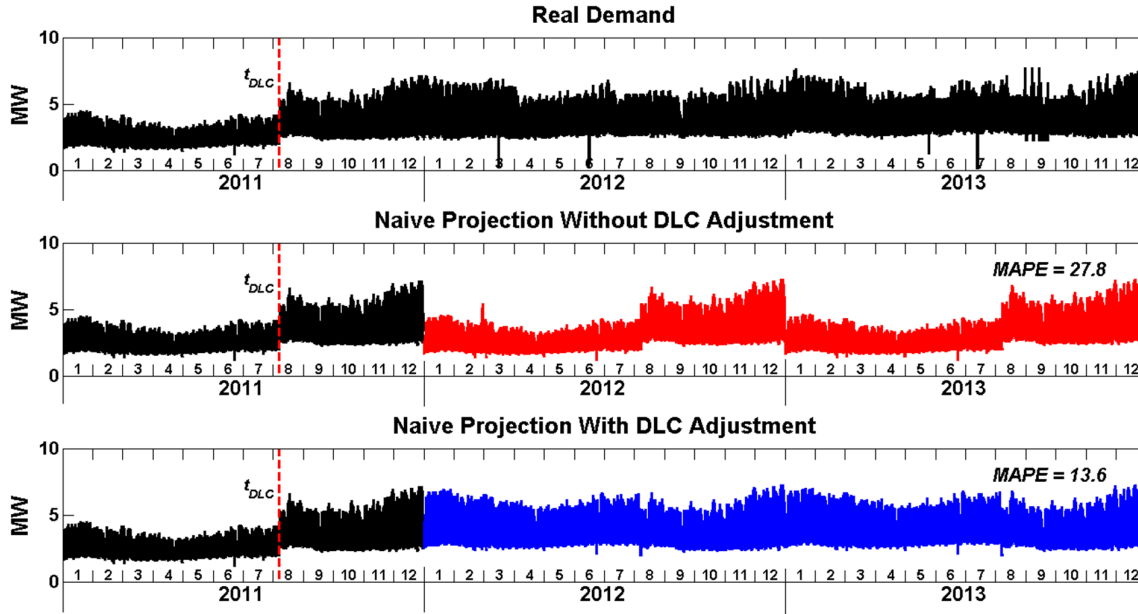


Fig. 5 Historic values and load forecasting

Table 1 Forecasting errors with and without LA

Forecast	MAPE, %		MAE, MW		RC, %
	Without LA	With LA	Without LA	With LA	
2012–2013	27.8	13.6	1.56	0.76	104

Table 2 MAPE indicator with and without DLC adjustment

Method	Without LA	With LA	RC
NAR, %	28.7	11.6	147.4
e-SVR, %	26.8	10.8	148.1

In Fig. 5, the black time series show the real behaviour of the demand (historic values of $HD^f(h, j)$) for years 2011–2013.

The *Naive Benchmark* load forecasting used in this exercise is obtained from the product of the electricity load of the previous year and the growth rate ($GR_{j,f}$) estimated by the distribution company, for each feeder f and each year j , based on where the feeder is located [29]. This approach was defined by Hyndman and Athanasopoulos [40] as a naive approach with drift.

The distribution company uses a spatial regression model to estimate the growth of different areas of the city based on historical demand and economic variables. The projected growth rate estimated in 2010 for the feeder used in the example was 1.6% in 2012 and 2% in 2013. The red time series in Fig. 5 correspond to a straightforward forecasting by using those constant annual growth rates applied to the year 2011. Note that from January to August (months 1–8) for years 2012 and 2013 there is a clear difference between the real demand (black lines) and the projected values (red lines). The reason explaining this behaviour is the blind repetition of the load pattern of year 2011, which includes the *DLC* in the month of August 2011.

The adjustment consists of adding Δ_{DLC} to all records previous to the day of the event t_{DLC} . Let us call $\overline{HD}^f(h, j)$ the adjusted demand after applying the *LA-D* method, in hour h , year j and feeder f . Then, the *Naive Benchmark* forecast $\overline{HD}^f(h, j+1)$, for year $j+1$, hour h and feeder f is calculated as follows:

$$\overline{HD}^f(h, j+1) = \overline{HD}^f(h, j)(1 + GR_{j,f})$$

This procedure has been applied to the 2011 database by using the same growth rates (1.6% in 2012 and 2% in 2013) in order to obtain the forecasts for 2012 and 2013. Results with the *DLC*

adjustment *LA-D* are shown in Fig. 5 with the blue lines. It is clear from that figure that the best forecast is given by the blue line (is the closest to the real data).

In order to measure the performance of the forecasting, the mean average error (MAE), mean average percentage error (MAPE) and a relative change (RC) indicator are used. MAPE and MAE are common measures of errors, whereas RC in this work is defined as

$$RC = \frac{100 * (I_{WA} - I_A)}{I_A}$$

where I_{WA} is the forecasting indicator (MAE or MAPE) without adjustment of the database and I_A is the corresponding indicator with the adjustment.

Results for MAPE and MAE of the real and forecasted demand (same data as shown in Fig. 5) for the period 2012–2013 are shown in Table 1.

Results in Table 1 show that the adjustment of *DLC* reduces dramatically the MAE and MAPE errors, where average improvements (RC) are over 104% when compared to the case without *DLC* correction.

4.2 Measuring the effects of *DLC* events using AI forecasting techniques

In order to show the effect of using the *DLC* adjustment technique with more sophisticated load forecasting methods, the proposed *DLC LA* method *LA-D* is used to feed two selected forecasting techniques: non-linear autoregressive neural network (NAR) [41] and SVRs (ϵ -SVR) [42]. By following the same idea of the previous subsection, the exercise consists of a comparison of the forecasting results in two cases. In the first case, data is adjusted according to the *DLC* proposed techniques, whereas in the second case NAR and SVRs are applied directly to the untreated data. In these tests, data from 2008 to 2011 was used for training and setting parameters, whereas data from 2012 to 2013 was used for validation purposes. Results for MAPE indicators are shown in Table 2.

Table 3 LA methods performance

Year	Without LA, %	Average MAPE of next year with LA, %				Average RC, %			
		LA-A	LA-B	LA-C	LA-D	LA-A	LA-B	LA-C	LA-D
2009	31.3	22.8	26.6	23.4	17.5	37	18	34	79
2010	30.5	18.0	23.4	18.3	10.9	69	30	66	179
2011	29.7	18.9	24.0	21.5	14.7	58	24	38	102
2012	26.2	18.1	22.7	19.4	13.6	45	16	35	93
2013	27.1	20.5	23.5	16.6	15.8	33	15	63	71

Results in Table 2 show a consistent improvement when the proposed LA procedure is used with more sophisticated forecasting methods, such as NAR and ϵ -SVR. For both univariate methods, the input data was processed in order to consider intraday, intraweek and intrayear seasonal cycles [43]. By considering that data are on an hourly basis, the length of intraday (s_1), intraweek (s_2) and intrayear cycles (s_3) are: $s_1 = 24$, $s_2 = 24 \times 7$, $s_3 = 24 \times 7 \times 52$. With these definitions and d_t as a demand register in time t , the input variables used for all forecasting evaluations are the following:

$$d_1, d_2, d_3, d_{s_1}, d_{s_1+1}, d_{s_1+2}, \\ d_{s_2}, d_{s_2+1}, d_{s_2+2}, d_{2s_2}, d_{2s_2+1}, d_{2s_2+2}, \\ d_{3s_2}, d_{3s_2+1}, d_{3s_2+2}, d_{s_3}, d_{s_3+1}, d_{s_3+2}.$$

In all evaluations, the best parameters for each model are found based on a greedy search approach.

For the NAR method a search of the best number of delays (from 1 to 10) and the best number on neurons in the hidden layer (from 5 to 15) was implemented. A linear transfer function was used in the input layer and a log-sigmoid transfer function was used in the output layer, as load forecasting must be always positive. Regarding data, the training set (2008–2011) was divided into 70% to train, 15% for testing and 15% for validation. By using this validation results, the best 10 models configurations out of 110 models tested, for each feeder, were selected to produce the final forecasting evaluation presented in Table 2.

In the case of ϵ -SVR the same previous approach was followed. Linear and non-linear kernels were tested and a search for the best ten models was performed. For the non-linear tests, the Gaussian radial basis function (RBF) was used. As previous work shows that ϵ -SVR is less sensitive to the ϵ parameter [44], in this application ϵ was fixed at 0.1. In these cases, the search for the best hyperparameters considered σ^2 and C with values from 2^{-9} to 2^9 . In the linear tests, the search for the best hyperparameters considered ϵ between 0.1 and 1, and C with values from 2^{-9} to 2^9 . Again the best ten models were selected to calculate an average perform of this technique with and without LA as shown in Table 2.

In the literature, it is reported that the overall MAPE errors with DLC events is above 20% [29], which are larger than those shown in Table 2. In summary, significant improvement for medium-term load forecasting accuracy is achieved when proper detection and correction of DLC events is performed on real field data.

5 Evaluation of LA methods

In this section, the performance of the LA methods is evaluated. The methods are tested on an HD database of 169 feeders located in the city of Santiago with registers from 2008 to 2013. These data represent real scenarios in different conditions, e.g. feeders having significant random fluctuations, feeders with and without trending, feeders with and without seasonal variations and so on.

In order to compare the performance of the proposed LA methods, it is necessary to build the true identification of DLC occurrences. This is done by an extensive work, where the database containing the demand at each feeder was carefully examined by an expert, who identified DLC events from 2008 to 2013. The result is an expert-built indicator $I_{DLC}^{exp}(t)$ that provides the GTI, which is required as an input for the LA methods.

As the focus of these tests is on the performance of LA methods, rather than in the forecasting technique, only the *Naive Benchmark* approach is used. Thus, forecasting is calculated simply by multiplying the demand of the previous year with the growth rate ($GR_{j,f}$) projected by the distribution company with the current spatial forecasting model, for each feeder f and each year j (same procedure shown in Section 4.1).

Furthermore, to simplify the comparison, a special testing database is built, which is constructed with feeders that have a DLC in the first year and, simultaneously, they do not have a DLC in the next year. It is found that 71 demand time series fulfil these conditions. The next step is to apply the DLC-LA methods to adjust the demand at each year j .

In order to measure the performance of LA methods, the error between the projected demand in year $j+1$, $\overline{HD}^f(h, j+1)$, and the actual register of that year, $HD^f(h, j+1)$, is calculated. Table 3 shows the performance for the four LA methods, which is measured with the MAPE and RC indicators. In addition, for reference purposes, in Table 3 the second column indicates the corresponding MAPE when no LA is applied.

From Table 3, columns 3–6 show that all LA methods achieve a reduction in MAPE as compared with the reference case (second column). Last four columns show the MAPE improvement as a percentage with respect to the reference case (column 2). It can be seen that for the LA-D method, improvements over 71% on average are achieved in all years. In fact, from the total of 71 demand series evaluated from 2009 to 2013, it is found that LA-D method is able to reduce the forecasting errors in 61 cases.

6 Conclusion

In this work, the DLC phenomenon, resulting from network reconfigurations or the incorporation of large consumers in distribution feeders, is characterised, identified and adjusted.

Tests are carried out by using field data from a distribution company, covering 169 feeders and a time span of 6 years.

Results show a notorious improvement in mid-term load forecasting when the adjustments methods (LA) are used. The best method, which uses seven DLC sizes, one for each day of the week, is able to improve load forecasting over 71% on average for all years, when compared to the case where no DLC is adjusted.

Future work is focused on applications of these methods to medium-term load forecasting with hourly granularity and incorporating weather variables.

7 Acknowledgments

This research was funded by the Complex Engineering Systems Institute, ISCI (CONICYT: FB0816). Special thanks to Mauricio Riveros, from the planning area of the distribution company in the city of Santiago, Chile, for the authors support in developing this work.

8 References

- [1] Energetics Incorporated: 'The future of the grid: evolving to meet America's needs – final report', Department of Energy United States of America, Tech. Rep. GS-10F-0103J, 2014
- [2] National Institute of Standards and Technology: 'Nist framework and roadmap for smart grid interoperability standards, release 1.0', U.S. Department of Commerce, Tech. Rep. 1108, 2010
- [3] Gharavi, H., Ghafurian, R.: 'Smart grid: the electric energy system of the future', *Proc. IEEE*, 2011, 99, p. 6

- [4] Sánchez-Jiménez, M.: 'European smartgrids technology platform. Vision and strategy for Europe's electricity networks of the future', European Commission, Tech. Rep. KL-NA-22040-EN-C, 2006
- [5] Farhangi, H.: 'The path of the smart grid', *IEEE Power Energy Mag.*, 2010, **8**, (1), pp. 18–28
- [6] Ferreira, H., Lampe, L., Newbury, J.: '*Power line communications. Theory and applications for narrowband and broadband communications over power lines*' (John Wiley & Sons, 2010)
- [7] Chan, S.-C., Tsui, K.M., Wu, H., *et al.*: 'Load/price forecasting and managing demand response for smart grids: methodologies and challenges', *IEEE Signal Process. Mag.*, 2012, **29**, (5), pp. 68–85
- [8] Vardakas, J.S., Zorba, N., Verikoukis, C.V.: 'A survey on demand response programs in smart grids: Pricing methods and optimization algorithms', *IEEE Commun. Surv. Tutor.*, 2015, **17**, (1), pp. 152–178
- [9] Rahimi, F., Ipakchi, A.: 'Demand response as a market resource under the smart grid paradigm', *IEEE Trans. Smart Grid*, 2010, **1**, (1), pp. 82–88
- [10] Hong, T.: 'Energy forecasting: past, present, and future', *Fore sight: Int. J. Appl. Forecast.*, 2014, (32), pp. 43–48
- [11] Wang, D.T.C., Ochoa, L.F., Harrison, G.P.: 'Modified GA and data envelopment analysis for multistage distribution network expansion planning under uncertainty', *IEEE Trans. Power Syst.*, 2011, **26**, (2), pp. 897–904
- [12] Zou, K., Agalgaonkar, A.P., Muttaqi, K.M., *et al.*: 'Distribution system planning with incorporating DG reactive capability and system uncertainties', *IEEE Trans. Sustain. Energy*, 2012, **3**, (1), pp. 112–123
- [13] Sun, X., Luh, P.B., Cheung, K.W., *et al.*: 'An efficient approach to short-term load forecasting at the distribution level', *IEEE Trans. Power Syst.*, 2016, **31**, (4), pp. 2526–2537
- [14] Willis, H., Powell, R., Wall, D.: 'Load transfer coupling regression curve fitting for distribution load forecasting', *IEEE Trans. Power Appar. Syst.*, May 1984, **PAS-103**, (5), pp. 1070–1076
- [15] Yasuoka, J., Brittes, J.L.P., Schmidt, H.P., *et al.*: 'Artificial neural network-based distribution substation and feeder load forecast', 16th Int. Conf. and Exhibition on Electricity Distribution, 2001, Part 1: Contributions CIREED (IEE Conf. Publ No. 482), Amsterdam, vol. 5, p. 5
- [16] Fidalgo, J.N., Lopes, J.A.P.: 'Load forecasting performance enhancement when facing anomalous events', *IEEE Trans. Power Syst.*, 2005, **20**, (1), pp. 408–415
- [17] Bai, X., Gang, M., Ping, L.: 'A method of spatial load forecasting based on feeder', Third Int. Conf. Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, 2008, DRPT 2008, 2008, Nanjing, pp. 1548–1553
- [18] He, D., Habetler, T., Mousavi, M., *et al.*: 'A ZIP model-based feeder load modeling and forecasting method', 2013 IEEE Power & Energy Society General Meeting, Vancouver, BC, 2013, pp. 1–5
- [19] Weron, R.: '*Modeling and forecasting electricity loads and prices: a statistical approach*' (John Wiley & Sons, 2007)
- [20] Kandil, M.S., El-Debeiky, S.M., Hasanien, N.E.: 'Long-term load forecasting for fast developing utility using a knowledge-based expert system', *IEEE Trans. Power Syst.*, 2002, **17**, (2), pp. 491–496
- [21] Gonzalez-Romera, E., Jaramillo-Moran, M.A., Carmona-Fernandez, D.: 'Monthly electric energy demand forecasting based on trend extraction', *IEEE Trans. Power Syst.*, November 2006, **21**, (4), pp. 1946–1953
- [22] Hyndman, R.J., Fan, S.: 'Density forecasting for long-term peak electricity demand', *IEEE Trans. Power Syst.*, May 2010, **25**, (2), pp. 1142–1153
- [23] Al-Hamadi, H., Soliman, S.: 'Long-term/mid-term electric load forecasting based on short-term correlation and annual growth', *Electr. Power Syst. Res.*, 2005, **74**, (3), pp. 353–361
- [24] Asber, D., Lefebvre, S., Saad, M., *et al.*: 'Modeling of distribution loads for short and medium-term load forecasting', Power Engineering Society General Meeting, 2007, June 2007, pp. 1–5
- [25] Filik, U., Gerek, O., Kurban, M.: 'Hourly forecasting of long term electric energy demand using a novel modeling approach', Fourth Int. Conf. Innovative Computing, Information and Control (ICICIC), 2009, December 2009, pp. 115–118
- [26] Hong, T., Wilson, J., Xie, J.: 'Long term probabilistic load forecasting and normalization with hourly information', *IEEE Trans. Smart Grid*, 2014, **5**, (1), pp. 456–462
- [27] Filik, Ü.B., Gerek, Ö.N., Kurban, M.: 'A novel modeling approach for hourly forecasting of long-term electric energy demand', *Energy Convers. Manage.*, 2011, **52**, (1), pp. 199–211
- [28] Xia, C., Wang, J., McMenemy, K.: 'Short, medium and long term load forecasting model and virtual load forecaster based on radial basis function neural networks', *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, 2010, **32**, (7), pp. 743–750
- [29] Goude, Y., Nedellec, R., Kong, N.: 'Local short and middle term electricity load forecasting with semi-parametric additive models', *IEEE Trans. Smart Grid*, 2014, **5**, (1), pp. 440–446
- [30] Zhang, G.P.: 'Avoiding pitfalls in neural network research', *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. C Appl. Rev.*, 2007, **37**, (1), pp. 3–16
- [31] Khuntia, S.R., Tuinema, B.W., Rueda, J.L., *et al.*: 'Time-horizons in the planning and operation of transmission networks: an overview', *IET Gener. Transm. Distrib.*, 2016, **10**, (4), pp. 841–848
- [32] Zurbenko, I., Porter, P.S., Gui, R., *et al.*: 'Detecting discontinuities in time series of upper-air data: development and demonstration of an adaptive filter technique', *J. Clim.*, 1996, **9**, (12), pp. 3548–3560
- [33] Verbesselt, J., Hyndman, R., Zeileis, A., *et al.*: 'Phenological change detection while accounting for abrupt and gradual trends in satellite image time series', *Remote Sens. Environ.*, 2010, **114**, (12), pp. 2970–2980
- [34] Faghmous, J.H., Kumar, V.: 'Spatio-temporal data mining for climate data: advances, challenges, and opportunities', 'In *Data mining and knowledge discovery for big data*', (Springer Berlin Heidelberg, 2014), pp. 83–116
- [35] Gustafsson, F., Gustafsson, F.: '*Adaptive filtering and change detection*', (Wiley, New York, 2000, vol. 1)
- [36] Thottan, M., Ji, C.: 'Anomaly detection in IP networks', *IEEE Trans. Signal Process.*, 2003, **51**, (8), pp. 2191–2204
- [37] Verbesselt, J., Hyndman, R., Newnham, G., *et al.*: 'Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series', *Remote Sens. Environ.*, 2010, **114**, (1), pp. 106–115
- [38] Wagner, A.K., Soumerai, S. B., Zhang, F., *et al.*: 'Segmented regression analysis of interrupted time series studies in medication use research', *J. Clin. Pharm. Ther.*, 2002, **27**, (4), pp. 299–309
- [39] Antoniadis, A., Gijbels, I.: 'Detecting abrupt changes by wavelet methods', *J. Nonparametric Stat.*, 2002, **14**, (1-2), pp. 7–29
- [40] Hyndman, R.J., Athanasopoulos, G.: '*Forecasting: principles and practice*' (OTexts, 2014)
- [41] Hudson, M., Hagan, M., Demuth, H.: 'Neural network toolbox™ reference', The MathWorks, 2015
- [42] Chang, C., Lin, C.: 'LIBSVM: a library for support vector machines', ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011
- [43] Taylor, J.W.: 'Triple seasonal methods for short-term electricity demand forecasting', *Eur. J. Oper. Res.*, 2010, **204**, (1), pp. 139–152
- [44] Smets, K., Verdonk, B., Jordaen, E. M.: 'Evaluation of performance measures for SVR hyperparameter selection', IEEE Int. Joint Conf. Neural Networks 2007, IJCNN 2007, 2007, pp. 637–642

Capítulo 4

Segundo artículo: Reconfiguration and Reinforcement Allocation as Applied to Hourly Medium-Term Load Forecasting of Distribution Feeders

Reconfiguration and reinforcement allocation as applied to hourly medium-term load forecasting of distribution feeders

ISSN 1751-8687
 Received on 31st December 2018
 Revised 3rd August 2019
 Accepted on 27th January 2020
 E-First on 18th March 2020
 doi: 10.1049/iet-gtd.2018.7127
 www.ietdl.org

Gonzalo Paredes¹ ✉, Luis Vargas^{1,2}, Sebastián Maldonado^{2,3}

¹Department of Electrical Engineering, Universidad de Chile, Av. Tupper 2007, Santiago, Chile

²Instituto Sistemas Complejos de Ingeniería (ISCI), Chile

³Department of Management Control and Information Systems, University of Chile, Chile

✉ E-mail: goparede@ing.uchile.cl

Abstract: In this study, a methodology to develop hourly demand scenarios in a medium-term horizon for primary distribution substations is presented and applied to a case study. The main contribution of this study is that it addresses successfully the effect of saturation of distribution feeders in the medium term due to sustained growth in demand. In addition, the method is able to simulate the future necessary reconfiguration and reinforcements in the distribution feeders. A detailed comparative study of five well-known forecasting techniques, to estimate future demand, is conducted. The methodology is tested with hourly power records, measured from 2008 to 2013, in 169 feeders of the distribution company of Santiago, Chile. When the performance of the forecasting techniques is compared, results of one-year-ahead forecasting, with hourly resolution, show that multilayer perceptron neural networks outperformed the other techniques, having a MAPE lower than 9% for more than 96% of the feeders. A final evaluation for 13 feeders, using the forecasted and registered demand from 2014 to 2017, shows that the MAPE remains in a low range (9–13%), improving the method currently used by the industry. The overall results indicate that reconfiguration and reinforcement allocation are key elements for medium-term hourly demand forecasting in distribution feeders.

Nomenclature

L_y^f	load or energy demand of feeder f in the year y
GR_y^f	annual growth rate of the maximum demand in feeder f
TD_4	external regressor that categorised the type of day in four states used in ARIMA method
TD_8	external regressor that categorised the type of day in eight states used in ARIMA method
C	penalty hyper-parameter of the ϵ -SVR method
ρ	kernel hyper-parameter of the ϵ -SVR method
ϵ	hyper-parameter that controls the width of the ϵ -insensitive zone of the ϵ -SVR method
n_l	number of neurons in the hidden layer of the MLP method
w	initial weights of the MLP method
α	parameter that controls the magnitude of the penalty in the loss function of the MLP method
s_1	intraday cycles used in ϵ -SVR and MLP methods ($s_1 = 24$ h)
s_2	intra-week cycle used in ϵ -SVR and MLP methods ($s_2 = 168$ h)
s_3	intra-year cycle used in ϵ -SVR and MLP methods ($s_3 = 8760$ h)
d_{ks_i+j}	demand registered $k \times s_i + j$ hours ahead, definition use in ϵ -SVR and MLP input experiments
Cr_i	reconfiguration criteria, defined as the maximum number of hours that the forecasted demand can exceed 100% and 110 of the feeder's nominal capacity ($i = 1, 2$)
Map_i	feeder's interconnection map, determined based on GIS infrastructure information and containing binary variables is used to search for the possibility of reconfiguration between two feeders ($i = 1, 2$)

1 Introduction

In the past, few indicators, such as peak demand, annual energy, and load factor, were considered in planning studies. Nowadays, the incorporation of new technologies to distribution grids impose

new challenges [1–5], as they also require patterns of minimum and maximum daily demands, among others, in load forecasting of distribution systems [6, 7]. The incorporation of those new estimates, by taking into account reconfiguration and reinforcement allocation in distribution feeders, is the main purpose of this paper. The literature on demand forecasting is extensive. In [8], load forecasting models are classified into nine groups, whereas in [9], four main groups are defined according to the timeframe: very short-term (VSTLF), short-term (STLF), medium-term (MTLF) and long-term (LTLF) load forecasting. VSTLF applies to problems with a resolution of seconds to a few hours and is mainly related to line flow control and power generation [10, 11]. STLF focuses on forecasts from minutes to weeks, with special interest in the study of dispatch units and the equilibrium of consumption and generation [12–16]. MTLF and LTLF apply to problems with time horizons of months and years and their main applications are related to system planning [17–20]. This paper focuses on MTLF. While STLF methods are commonly applied to disaggregated data with high granularity, most of the work on MTLF and LTLF has been focused on aggregated data, where few variables are projected (e.g. maximum demand, average demand etc.) [9, 18, 19, 21]. However, modern technologies, such as renewable-based generation, energy storage devices, and electric vehicles, usually require hourly (or shorter) demand estimations to study their performance in future scenarios [22, 23]. To face this challenge, it is necessary to develop demand forecasting methodologies that integrate the medium- (months) and long-term (years) horizons with the short-term resolution (hours). Therefore, MTLF and LTLF with hourly resolution have emerged as important problems in modern energy systems. In [24], MTLF with hourly resolution is addressed for the total demand of the Turkish electric system. In [25], independent models for short- and medium-term hourly and peak demand forecasting, in a local region of China, are proposed. In [26], an additive semi-parametric model to perform STLF and MTLF on more than 2200 feeders of the French distribution network is proposed. However, none of the above methods considers reconfiguration or capacity expansion of feeders. Reconfigurations or load transference, resulting in discrete

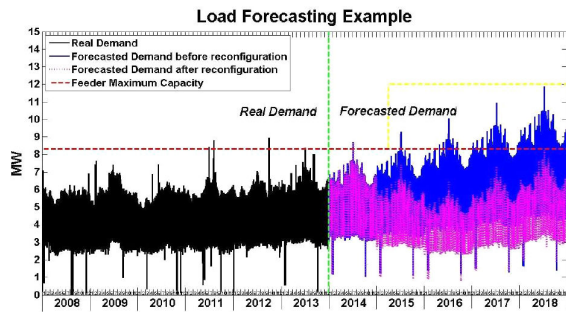


Fig. 1 Example of medium-term load forecasting at a feeder level

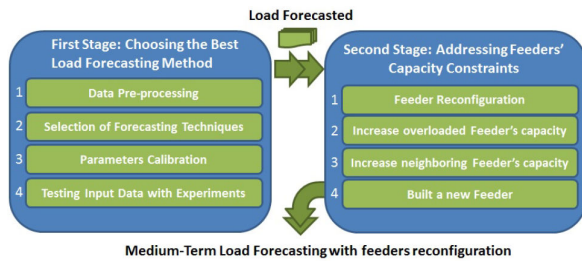


Fig. 2 Stages of the methodology

load changes (DLC), have received little attention in the literature concerning STLF, because the effects on the demand are visible in periods of several months or even years [27, 28]. In LTLF studies DLC events can be easily corrected when aggregated data is used [29, 30]. However, when considering feeder hourly demand forecast in a medium-term horizon, DLC has an important effect and it is necessary to consider the reconfiguration as part of the forecasting process [31]. A novel treatment of this effect in MTLF is the main contribution of this study. The remainder of this paper is divided into six sections. Section 2 presents the motivation of the paper and Section 3 describes the proposed methodology and the main contribution of the paper. Sections 4 and 5 show the general implementation of the methodology using the case of study as an example. In Section 6, the results of the case study are presented. Finally, Section 7 summarises the main findings of this work.

2 Effect of capacity constraints on load forecasting of distribution feeders

In order to avoid overloading, a key element in the planning process of distribution grids is to foresee when it would be necessary to perform a reconfiguration or reinforcement in the network. One of the challenges of working with feeders' load forecasting in medium-term with hourly resolution, is to take into consideration the effect of their maximum capacity. Normally, these constraints are not included in load forecasting procedures, hence, the final forecast could be unfeasible. For example, the resulting flows may exceed the maximum capacity of a substation. In order to illustrate this problem, Fig. 1 shows a forecasting exercise in the period 2014–2018, for a real feeder, by using historical data from 2008–2013.

In Fig. 1, the black line represents the demand registered from 2008 to 2013. The blue line is the result of a load forecasting procedure without DLC simulation, and the purple dotted line shows the forecasting results with DLC simulation. In addition, the red dashed line depicts the maximum capacity of the feeder and the vertical green dash line separates real and forecasted data (end of 2013). This example shows that the forecasted demand, without DLC simulation of the feeder (blue line), exceeds its maximum capacity (red line) in several days and months from 2015 onward. Therefore, if the forecasted demand of this feeder is used to evaluate a project from 2015 onward, the entire evaluation of the project would be based on an inaccurate demand projection. In practice, reconfigurations or reinforcements must be applied to a feeder in order to alleviate its overloading. The actual evolution of

the feeder's demand will resemble the pattern of the purple line. Notice that another alternative to solve overloading is to increase the feeder's capacity (yellow line). If that increase is performed mid-year 2015, then the forecasted demand of the blue line would be feasible. In order to have a reliable solution for the mid-term load forecasting problem in distribution feeders, this study proposes adding one stage after the load forecasting process. The objective of this second stage is to check the capacity constraint of each feeder and, when necessary, DLCs or capacity increase are implemented as mitigation measures in the grid.

3 Proposed forecasting methodology and contribution of the paper

The methodology proposed in this paper has two stages, as shown in Fig. 2.

The first stage focuses on load forecasting, which includes four tasks:

1. Data pre-processing; where data collection, data imputation, and DLC adjustments are considered.
2. Selection of forecasting techniques; different well-known load forecasting techniques used to forecast hourly demand in medium-term horizon are selected.
3. A grid search approach to calibrate some of the parameters of the models.
4. An evaluation of input data experiments with intra-day, intra-week, and intra-year cycles as defined in [32].

The first stage ends with the selection of one of the load forecasting techniques evaluated. It is important to highlight that this paper is not presenting a new forecasting method, hence, the techniques and the input variables are taken from standard load forecasting approaches available in the literature and could be selected using other methods. For example, the selection of the intra-day and intra-week cycles could be done using a feature selection algorithm such as the one presented in [15]. Taking the load forecast of the first stage, the problem of feeder's flows exceeding their maximum capacity constraints is addressed in the second stage. To alleviate a feeder when demand surpasses its maximum capacity, there are four possibilities:

1. Reconfiguration options are searched among available feeders in the neighbouring area. From that set, the feeder with the least usage is chosen for reconfiguration.
2. If the previous measure does not provide a feasible solution, an increase in the capacity of the overloaded feeder itself is proposed.
3. If the previous measure does not provide a feasible solution, an increase in the capacity of the most suitable neighbouring feeders is performed.
4. Finally, if none of the previous measures alleviate the overloaded feeder, a brand-new feeder is built.

Note that in all cases, with the exception of the second measure, a reconfiguration is necessary. The main contribution of this study is the second stage added to the forecasting methodology, which can help to avoid feeders overloading. This is a key element for distribution system operators, as they have to foresee when it would be necessary to perform a reconfiguration or reinforcement in the network. Moreover, the application of the proposed method provides a solid support for distribution companies that have to make publicly available the reconfiguration plans for their networks.

In the following sections, the implementation of the two stages described above are presented.

4 Choosing a load forecasting method

The dataset used to evaluate the methods correspond to data samples of 169 feeders collected from 2008 to 2013. All models are calibrated with a training dataset of four years (2008–2011), and its performance is evaluated using data of year 2012. After

Table 1 Experiments to test input variables effect on SVR and MLP

Experiments	Input variables
Exp.1	d_1, d_2, d_3
Exp.2	Exp.1, $d_{s_1}, d_{s_1+1}, d_{s_1+2}, d_{s_1+3}$
Exp.3	Exp.2, $d_{s_2}, d_{s_2+1}, d_{s_2+2}, d_{s_2+3}$
Exp.4	Exp.3, $d_{2s_2}, d_{2s_2+1}, d_{2s_2+2}, d_{2s_2+3}$
Exp.5	Exp.4, $d_{3s_2}, d_{3s_2+1}, d_{3s_2+2}, d_{3s_2+3}$
Exp.6	Exp.5, $d_{4s_2}, d_{4s_2+1}, d_{4s_2+2}, d_{4s_2+3}$
Exp.7	Exp.6, $d_{s_3}, d_{s_3+1}, d_{s_3+2}, d_{s_3+3}$

selecting the best parameters, based on data from 2012, the regression techniques are trained with data from 2008 to 2012, and the final validation is then performed using data from year 2013.

4.1 Data pre-processing

First, the necessary information for demand forecasting is collected. This information is stored in datasets containing the hourly feeder records, the feeders' nominal capacity (MW), the zoning of feeders, and the existing connections between them. In addition, new variables required for the methodology, such as the type of day (Monday to Sunday and public holidays) and season (spring, fall, winter, and summer) are added to the database. As explained in [26], a key task here is to match the type of day between consecutive years in order to have coherent and comparable datasets. In general, real data at a feeder level receives less attention than final customer measures, which are used for billing purposes. As a consequence, feeders' real data usually contain missing values and outliers. Therefore, the objective of data imputation is to clean the dataset by performing the imputation of missing values and by removing outliers. The imputation of values in feeders' demand can be done in various ways [33, 34]. By considering the practical experience observed in the industry, the following data imputation rules are applied hierarchically: (i) assigning the records from the nearest day (same type of day), (ii) choosing a value from the previous month (same type of day) and (iii) imputing the recorded value with the closest date of the previous year (same type of day). Thus, the missing values are imputed at each feeder by applying the first rule (i), then rule (ii) and, if imputation is not achieved, rule (iii) is applied. With this strategy, all missing and outlier registers are imputed for the database used in this work. Another important pre-processing task is the treatment of DLC, which is done according to the $LA - D$ heuristic method described in [31]. DLC events correspond to an abrupt change in the feeders' demand, produced by network reconfigurations, or the connection/disconnection of large consumers to the distribution grid [27–30, 35, 36]. In [26, 31], authors show that DLCs degrade medium-term load forecasting, when data, containing these events, is used to train different forecasting techniques. The output of this stage is a clean dataset with all the necessary entries required to apply load forecasting techniques.

4.2 Selection of forecasting techniques and the reference forecasting approach

After pre-processing, several well-known load forecasting techniques are chosen to perform demand projection at a feeder level. These are the chosen techniques: autoregressive integrated moving average model (ARIMA) with Fourier components [37], TBATS model (identifier of Trigonometric, Box-Cox transform, ARMA errors, Trend, and Seasonal components) [38], multilayer perceptron (MLP) [39], and support vector regression (ϵ -SVR) [40]. These techniques are selected based on their performance in similar problems [26, 32, 41]. The forecasting techniques and the procedures used in this study are implemented based on well-known Python and R libraries and available packages (numpy, pandas, sklearn, statsmodels, and forecast). These methods are

compared with a reference forecasting approach called Naive Benchmark, defined according to the following equation:

$$L_y^f = (1 + GR_y^f) \times L_{y-1}^f \quad (1)$$

where L_y^f is the demand in the year y for feeder f and GR_y^f is the annual growth rate of the maximum demand in feeder f . The annual growth rate of the maximum demand is a result of the spatial forecasting model used by the distribution company of the study case. It requires detailed knowledge of new consumption connecting to the grid and new power requirements of commercial projects and industrial customers. By using this approach, Santiago's distribution company estimates the maximum demand growth rate of an aggregated group of feeders with high accuracy and has rendered five years of reliable projections.

4.3 Input data and parameters calibration of the selected load forecasting techniques

Throughout several experiments, external regressors and categorical variables (to capture the type of day) were applied to the automatic ARIMA method [37] to incorporate daily, weekly, monthly, and yearly seasonality in the forecasting process. The type of day is categorised in eight states (TD_8), one for each day of the week plus holidays. In addition, the type of day is characterised into four groups (TD_4) from Monday to Thursday, Friday, Saturday, and Sunday/holidays. Both TD_4 and TD_8 have a dimension of 8760 h per year. The seasonal variables, which are generated with a Fourier transform, and the type of day (either TD_4 or TD_8) are incorporated into ARIMA as external regressors allowing longer seasonal cycles in the forecasting process. For the TBATS model, by contrast, the experiments are only focused on testing different seasonal cycles. As TBATS is based on exponential smoothing [38], they are known to exhibit theoretical issues when adding regressors or covariates. Both techniques, TBATS and ARIMA, are implemented with Forecast Library [37], which is available in R program. They are completely automatized and both use the default configuration for testing all possible alternatives in the model. As a result, they render the best model by selecting the one with the best performance based on AIC criterion. For the ϵ -SVR method, model selection was performed to obtain the best hyper-parameter configuration. A wide range of possible values for the (ρ, C) hyper-parameters were tested, using ϵ fixed at 0.1, as the model showed to be less sensitive to this parameter [40]. A grid search using the following values for (ρ, C) was implemented: $\{2^{-7}, 2^{-5}, 2^{-3}, 2^{-1}, 2^1, 2^3, 2^5, 2^7\}$, training and validating 81 models with different (ρ, C) parameters for each feeder. A similar grid search strategy was performed for the MLP model, where the number of neurons in the hidden layer (n_l), the initial weights (w), and the alpha (α) or L_2 penalty parameter are selected. In this case, 90 models with different (n_l, w, α) parameters are evaluated for each feeder, six different n_l are tested ($n_l = 10, 100, 200, 300, 500, 1000$), five different α are evaluated ($\alpha = 0.1, 0.5, 1, 2, 5$) and three different initial random weight w are used in the grid search. In all cases, a linear transfer function between the input and the hidden layer is used, and a Log-sigmoid transfer function was set between the hidden and the output layer, as the output must be positive.

4.4 Definition of experiments

For ϵ -SVR and MLP, a set of input data experiments are evaluated. The input data is organised in the same manner as in [32] to define different experiments, and to test the effect of using intra-day, intra-week and intra-year cycles to train MLP and ϵ -SVR. The data used in this work is on an hourly basis, so the length of intra-day (s_1), intra-week (s_2), and intra-year cycles (s_3) are: $s_1 = 24$, $s_2 = 168(24 \times 7)$, and $s_3 = 8760(24 \times 7 \times 52.14)$. Table 1 shows the input variables used in seven selected experiments. Under this definition, for example, the term d_{4s_2+3} refers to the demand (d) registered in the third hour of the fourth week ahead ($4s_2 + 3$).

Table 2 Experiments to test input variables effect on TBATS and ARIMA

Experiments	TBATS	ARIMA
Exp.1	s_1	s_1, TD_8
Exp.2	s_1, s_2	s_1, TD_4
Exp.3	$s_1, s_2 \times (5/7)$	$s_1, s_2, 4 \times s_2, TD_4$
Exp.4	$s_1, s_2 \times (5/7), s_2 \times (2/7)$	s_1, s_3, TD_8
Exp.5	s_2	s_1, s_3, TD_4

In the first experiment, only intra-day cycles are included, while the second to the sixth experiment include both intra-day and intra-week seasonal patterns as input variables. In the seventh experiment, the intra-year cycle (s_3) is also included to capture the three relevant seasonal patterns, as suggested in [32] for STLF. For TBATS and the ARIMA models, a set of five experiments are selected, which include combinations of the use of seasonal cycles (s_1, s_2, s_3) and regressors considering different types of days (TD_4, TD_8), as shown in Table 2. Notice that in Table 2, $s_2 \times (2/7)$ stands for 48 h ($24 \times 7 \times 2/7$), $s_2 \times (5/7)$ stands for 120 h ($24 \times 7 \times 5/7$), and $4 \times s_2$ refers to 672 h ($24 \times 7 \times 4$). These five experiments were selected after extensive simulation, and they provide the best results according to the mean square error criterion of the validation test.

After evaluating the performance of the proposed forecasting techniques, feeders' hourly demand is forecasted for the period 2014–2018 by applying the annual growth rate described for the Naive Benchmark.

5 Addressing feeders' capacity constraints

As presented in Section 4, load forecasting does not take into account the physical constraints of distribution feeders. However, in real distribution systems, the sustained growth of demand reduces the capacity margin of feeders. Therefore, it is necessary to ensure that the forecasted load satisfies the maximum capacity of all feeders. The diagram of Fig. 3 shows the steps of the second stage. The following diagram shows the steps of the second stage.

5.1 Feeder reconfiguration

The feeder reconfiguration process requires to identify the physical connections that exist among them, to dimension the amount of energy that can be passed on from one feeder to another, and to set a criterion to decide when to perform the reconfiguration.

5.1.1 Physical interconnection maps: Regarding physical connections among feeders, by using GIS information available in [42], feeder interconnection maps are constructed to visualise all possible reconfigurations. An example of such interconnection maps is shown in Fig. 4, where the actual connectivity of the city of Santiago is displayed. In Fig. 4 there are two zones depicted: Eastern and downtown Santiago. These two disjointed zones are geographically separated and the existing connectivity between feeders is represented by plotted points.

In Fig. 4, each feeder is connected with, at most, four neighbouring feeders. This map, referred to as Map_r , is crucial for the second stage as it establishes the real alternatives that an overloaded feeder would have to transfer its energy. Notice that in planning studies different theoretical interconnection maps with new connections among feeders may be analysed.

5.1.2 Sizing the amount of energy: The amount of energy that is available to be transferred from one feeder to another is a parameter that depends on a particular distribution network. In this work, historical data from 2008 to 2013 is used to determine the percentage of the feeder's load that had been transferred in past reconfigurations or DLC events. According to this empirical data, most feeders' reconfiguration encompasses at least 16% of feeder's load before the DLC event. This percentage is used for simulating the energy transference of future DLC events for all feeders. Other

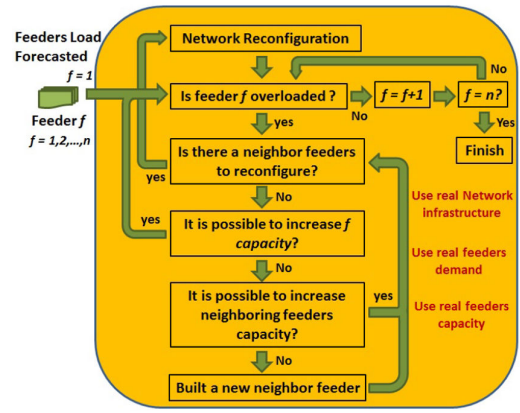


Fig. 3 Flowchart of the second stage

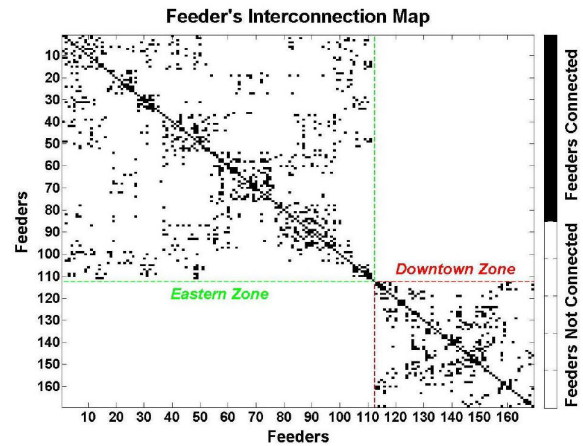


Fig. 4 Current interconnection map based on GIS information (Map_r)

values between 10 and 25% were tested to define the size of the load transference. However, no significant changes were obtained by changing this parameter. Due to the reduction in feeders' capacity margin after the demand forecasting, it is necessary to simulate the reconfiguration among feeders and to reinforce or incorporate new facilities in sectors of the distribution system where there is no capacity to meet the demand. The simulation must respect the timing in which feeders are overloaded using a first-in first-out approach, that is, the first feeder overloaded will be the first reconfigured.

5.1.3 Reconfiguration criteria: In the engineering practice, feeders are designed to tolerate a few hours per year over their maximum capacity. Thus, in this paper two reconfiguration criteria are used based on that feature. The first one, referred to as Cr_1 , performs feeder reconfiguration if one of the following conditions are met: (i) in one or more hours, the forecasted demand is over 110% of the feeder's nominal capacity, (ii) in ten or more hours, the forecasted demand is between 100 and 110% of its nominal capacity. A feeder that exceeds one of these limits in a certain year will be reconfigured at the beginning of that year. The second criteria, Cr_2 , is less restrictive than Cr_1 and performs feeder reconfiguration if one of the following conditions are met: (i) in one or more hours the forecasted demand is over 110% of the feeder's nominal capacity, and (ii) in 87 h (equivalent to 1% of a year) or more the forecasted demand is between 100 and 110% of its nominal capacity.

5.2 Increasing feeders' capacity

The maximum capacity of a feeder is settled by the wires and sizes of the transformers, which are dependent on the specific design rules of a distribution company. For example, Santiago's

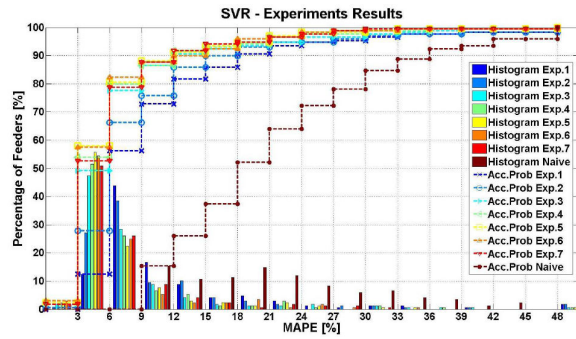


Fig. 5 Histogram and accumulative function of MAPE for SVR approach

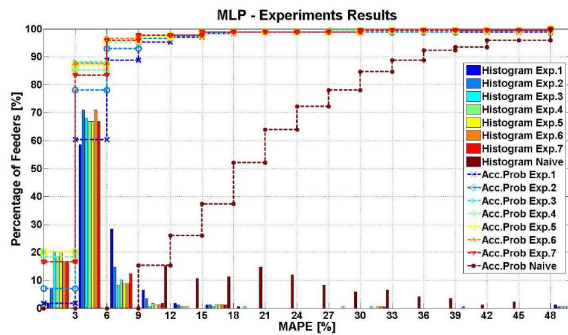


Fig. 6 Histogram and accumulative function of MAPE for MLP approach

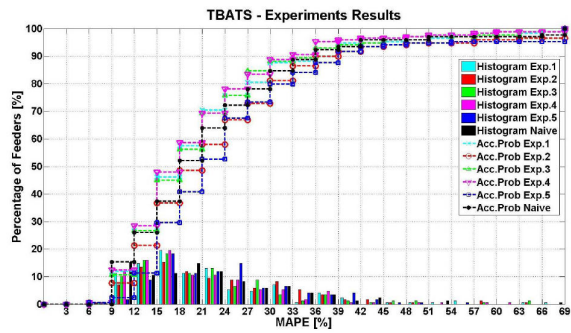


Fig. 7 Histogram and accumulative function of MAPE for TBATS approach

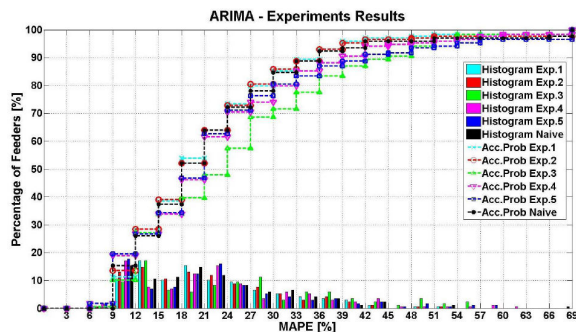


Fig. 8 Results of MAPE for automatic ARIMA approach

distribution company settles, for primary substations of 12 and 23 kV (in urban areas), a feeder's capacity of 8 and 12 MW, respectively. Therefore, reinforcement of an existing feeder is modelled as a discrete increase, which, in the case of the city of Santiago, is up to 12 MW.

5.3 Increasing neighbouring feeders' capacity

If it is not possible to reinforce the feeder, the next option is to increase the capacity of a neighbouring feeder. The same discrete increase of step B is used. This process is repeated with each of the neighbouring feeders until the overloaded feeder has successfully transferred its surplus of energy.

5.4 Building a new feeder

The last option is to add a new additional feeder. This new feeder is created with the maximum capacity considered (12 MW in the example of Santiago city) and the same connectivity of the original overloaded feeder is assumed. In essence, the new feeder will be interconnected with the same feeders as the overloaded one. At the end of this stage, the number of reconfigurations, the amount of reinforcement, the new feeders added per sector, and the percentages of usage of feeders are registered. The outcome of the second stage is a forecasted hourly demand that satisfies the capacity constraints of distribution feeders.

6 Results

In this section, experimental results of the hourly medium-term load forecasting methodology proposed in this study are presented.

6.1 Experimental results of first stage: demand forecasting

In this section, the results of the experiments of Tables 1 and 2 of the final validation process are presented.

6.1.1 Results for SVR and MLP approaches: Two indicators are calculated as a percentage of the total number of feeders (vertical axis). Bars in Fig. 5 present the MAPE values obtained with the SVR approach, for the seven experiments. The dotted lines show the accumulated probability, that is, the probability of having a MAPE below a certain value in the horizontal axis.

From the results presented in Fig. 5, all experiments perform better than the Naive method. Then, Exp.1 and Exp.2 exhibit the poorest performance in contrast to the other experiments. For instance, around 20% of the tests, for both experiments 1 and 2, have a MAPE below 6%, and around 60% of the tests show a corresponding MAPE less or equal to 9%. Exp.3 (cyan colour) shows that close to 48% of the feeders have a MAPE error below 6%. This same experiment shows that 77% of the feeders have a MAPE equal or lower than 9% (dash line). Experiments 4, 5, 6, and 7 have better results, and they have a similar performance. In fact, in these four experiments, nearly 80% of the feeders have a MAPE error below 9%. Fig. 6 presents the MAPE values obtained with the MLP approach for the seven experiments evaluated in the same manner as in Fig. 5. From this figure, it is clear that the results of all experiments when using MLP are better than those with SVR. For example, Experiments 4, 5, 6, and 7 have nearly 95% of the feeders with a MAPE error below 9%, whereas approximately 80% have a MAPE error below 6%.

In general, the results of Figs. 5 and 6 show that when only intra-day cycles and one intra-week cycles (Exp.1 and Exp.2) are considered, SVR and MLP have a poor performance. Also, significant improvement can be seen in Experiments 3, 4, 5, 6, and 7. Another observation is that with both techniques intra-year cycles (Exp.7) do not significantly improve the forecasting performance as compared to experiments 4 to 6.

6.1.2 Results for TBATS and ARIMA techniques: Figs. 7 and 8 present the corresponding MAPE values of the best five experiments obtained with TBATS and ARIMA, respectively. These results are shown in the same manner as in Fig. 5.

These approaches, normally used to forecast shortened time windows, have poor performance compared to SVR and MLP techniques. For instance, in less than 20% of feeders, the MAPE error is below 12%.

6.1.3 Demand forecasting – comparative of best results: In order to have a comprehensive assessment, the best load

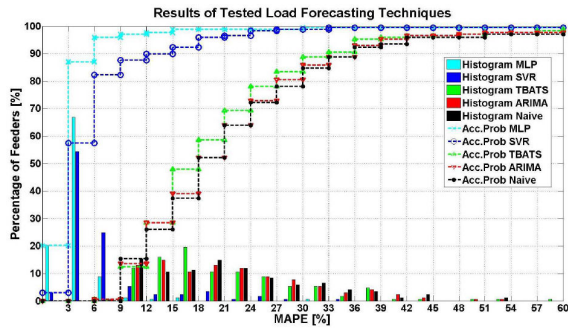


Fig. 9 Histogram and accumulative probability of MAPE

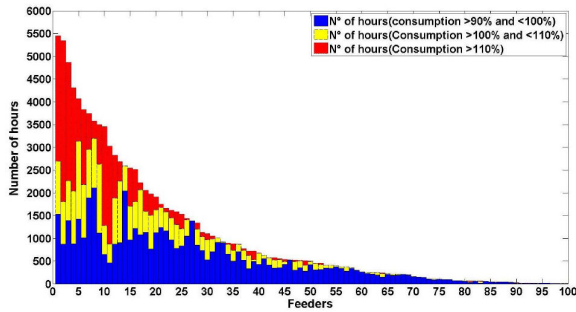


Fig. 10 State of feeders in 2018 (before the reconfiguration process)

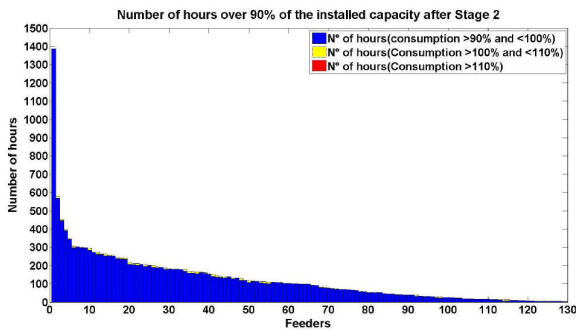


Fig. 11 State of feeders in 2018 (after the reconfiguration process)

Table 3 Outputs of the reconfiguration process

Reconfiguration criteria	Cr_1	Cr_2	Cr_1	Cr_2
Interconnection map	Map_1	Map_1	Map_2	Map_2
number of reconfigurations 2014–2016	91	60	99	65
number of reconfigurations 2017–2018	141	122	158	139
average capacity transferred in the reconfigurations, kW	673	697	660	683
number of overloaded feeders with capacity increase	22	11	5	0
overloaded feeder capacity increase, MW	72.8	36.4	17.4	0
number of neighbouring feeders with capacity increase	5	0	0	0
neighbouring feeders' capacity increase, MW	16.4	0	0	0
number of new feeders 2014–2018	0	0	0	0
average usage in 2014 (% of the nominal capacity)	41.5%	42.7%	43.2%	43.6%
average usage in 2018 (% of the nominal capacity)	48.9%	50.7%	51.6%	52.2%

forecasting results of the four methods analysed in this study are presented in Fig. 9. In this figure, the Naive approach is also included. Similar to previous tests, the bars in Fig. 9 represent the

MAPE values of the different techniques, and the lines show the accumulated probability of the same results. Both are measured as a percentage of the total number of feeders.

Forecasting results show that MLP outperformed the other methods obtaining a MAPE lower than 6% for 87% of the feeders evaluated (cyan colour). The second-best technique evaluated is SVR (blue colour) with a MAPE value lower than 9% for 82% of the feeders. By far, both techniques outperformed the remaining techniques (TBATS, ARIMA, and Naive approach).

6.2 Experimental results of second stage: addressing feeders' capacity constraints

By taking the results of the previous subsection, the second stage of the methodology is applied to alleviate the overloaded feeders.

6.2.1 State of feeders capacity: The sustained growth in demand, along the years, saturates distribution feeders in the medium-term. In order to show the scope of the capacity violations, in Fig. 10, feeders are sorted according to the degree of saturation (from high to low in the horizontal axis). From Fig. 10 nearly 50 feeders have a number of hours between 100 and 110%, and over 110% of the nominal capacity. This means that correcting measures have to be applied to satisfy capacity constraints.

6.2.2 Results of second stage: The corresponding results for 2018, after applying the second stage, are shown in Fig. 11. As seen in Fig. 11, after the reconfiguration process there are no violations on feeder's capacity. Furthermore, Fig. 11 shows a decrease in the number of hours that feeders have load in the range (90–100%) of their nominal capacity (blue area), which also reflects an improvement in the usage of feeders. In order to have a detailed assessment of the performance of the second stage, the following parameters are calculated: the number of reconfigurations, the number of feeders with capacity increase, the amount of that increase, the number of new feeders, and the average usage of feeders' installed capacity.

Table 3 shows those parameters when the reconfiguration criteria Cr_1 and Cr_2 , and the interconnection map Map_1 (see Fig. 4), are considered. Also, in order to analyse alternatives for planning purposes, a second theoretical map highly interconnected, Map_2 , was studied. All overloaded feeders were alleviated through reconfigurations only. As a result, Table 3 shows that no feeders were added from 2014 to 2018.

The average usage of feeders increases at least by 7% using the proposed method. For the case simulated with Cr_1 and Map_1 , the reinforcement is estimated in 89.2 MW (72.8 MW + 16.4 MW, see Table 3), which, in terms of capacity, is equivalent to seven new feeders. The number of feeders that must be reinforced increases as the number of interconnections between feeders is reduced. Also, more relaxed reconfiguration criteria result in a lower capacity increase, but this could deteriorate the facilities, which produces local faults with the consequent reduction in the quality of service that the distribution companies must have. Thus, reconfiguration can solve feeders overloading shown in Fig. 10 by transferring load among feeders. The evaluation of the system after the reconfiguration process can be seen in Fig. 11.

6.3 Forecasting performance evaluation

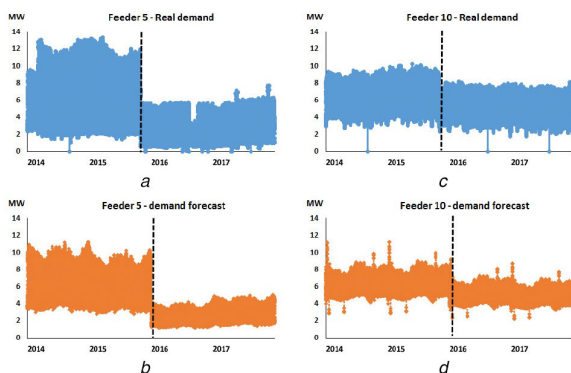
The demand projection developed for the 169 feeders in this study is based on private information registered by the distribution company of Santiago from 2008 to 2013. Although, the company has to inform the hourly consumption of their clients to the system operator, which is public information available at the System Operator web page. For this purpose, the company aggregated the consumption of several feeders, but in some cases delivered the registers of the primary distribution feeder without that aggregation. Comparing both sources of data (public and private), the hourly records of 13 primary distribution feeders are available in both datasets. For these feeders, the demand forecasted is compared with the real consumption from 2014 to 2017. Also, the number of DLC events projected are compared against the

Table 4 Final forecasting performance evaluation

Variable	Case	2014	2015	2016	2017
MAPE	$Cr_1 Map_1$	9.71	13.45	11.86	10.61
	$Cr_2 Map_1$	10.65	13.22	12.87	12.70
	$Cr_1 Map_2$	10.95	13.46	11.66	10.46
	$Cr_2 Map_2$	11.83	12.89	12.36	11.89
number of DLC projected	$Cr_1 Map_1$	1	5	7	3
	$Cr_2 Map_1$	2	4	3	4
	$Cr_1 Map_2$	3	4	5	5
	$Cr_2 Map_2$	2	5	5	5
DLCs registered	ISO data	2	3	8	2

Table 5 Descriptive statistics for the time series selected for the final evaluation, in MW (Real | Forecast)

Feeders	Mean	MeanMax	Max	Min	Std
Feeder 1	6.0 6.4	10.9 7.8	13.0 9.4	0 1.9	2.3 1.2
Feeder 2	5.0 5.1	8.0 10.5	9.3 11.0	0 2.6	1.1 1.0
Feeder 3	6.1 5.8	13.6 10.4	15.4 12.3	0 2.4	2.2 1.7
Feeder 4	5.1 5.0	9.2 8.6	10.1 9.5	0 0.7	2.0 1.2
Feeder 5	4.4 4.6	10.6 7.7	13.4 11.2	0 1.1	3.0 2.4
Feeder 6	6.2 5.5	10.3 8.6	14.5 13.3	0 1.6	3.4 3.0
Feeder 7	6.7 6.5	11.0 11.1	12.3 12.2	0 1.2	1.7 1.5
Feeder 8	6.4 5.9	12.8 10.1	15.1 11.7	0 0.9	2.1 1.4
Feeder 9	7.0 7.0	11.6 10.8	13.3 11.7	0 4.0	2.0 1.4
Feeder 10	6.0 5.8	9.1 10.1	10.2 11.3	0 2.2	1.6 1.2
Feeder 11	4.8 4.6	10.2 8.1	11.2 9.3	0 1.6	2.1 1.4
Feeder 12	5.5 5.7	11.2 11.7	12.3 12.8	0 1.3	1.8 1.6
Feeder 13	5.9 5.7	9.9 10.0	10.9 10.8	0 1.1	1.5 1.4

**Fig. 12** Examples of the final evaluation (a) Real demand of feeder 5, (b) Forecasted demand of feeder 5, (c) Real demand of feeder 10, (d) Forecasted demand of feeder 10

registered DLC events. Table 4 show the results of the final forecasting performance evaluation.

Table 4 shows that the MAPE error increases when it is compared to previous validation (see Figs. 6 and 9). It is also noticed that the error remains in a lower range, between 9 and 13%. These results are considerably better than the ones obtained with other methods, such as the naive approach, a standard used in the industry. Regarding DLCs estimations, the total number of events projected for the 2014–2017 horizon in all the cases are in the range 13–17, which is very close to the 15 DLCs registered in the same period. Table 5 shows some statistics of the 13 samples used in the final evaluation for the 2014–2017 period. The statistics are calculated for the real and forecasted demand and organised in that order in Table 5. Mean, Max, Min, and Std are the average, maximum, minimum, and standard deviation of each sample between the year 2014 and 2017. The MeanMax column is calculated as the average of the maximum value per year for each feeder. The demand forecast obtained with the reconfiguration

criteria Cr_1 and the interconnection map Map_1 was used in the calculation.

It is important to notice that zero values in real demand registers are due to faults, which is not captured by the MLP model that uses a Log-sigmoid transfer function that produces only positive output values. The results of Table 5 show that the average and standard deviation of the forecasts are close to the ones registered, whereas both maximum statistics are, in most of the cases, lower in the forecast. These differences can be expected, as the model constraint the maximum demand of each feeder, allowing to surpass 110% of its nominal capacity only for a few hours, the limit that can be exceeded in practice reaching up to 128% of the nominal capacity. It is important to mention that after the peaks presented in Table 5, the protections of Feeder 3 and Feeder 6 operate disconnecting the load, which is registered as a zero (or close to zero) value in the hour after the peak. The other feeders in the sample that exceeding nominal capacity did not show this behaviour.

Finally, Figs. 12a–d show the real and forecasted hourly demand of Feeder 5 and Feeder 10. In these cases the growth rate estimated by the distribution company for the feeders was accurate, allowing the model to resemble the behaviour of the real demand at a feeder level.

7 Conclusions

This work presents an hourly load forecasting methodology applied to the medium-term horizon at a feeder level. Real data from 2008 to 2013, with information of 169 feeders of the distribution company of Santiago, Chile, is used as a study case. Input data experiments considering intra-day, intra-week, and intra-year cycles are evaluated and the results show that intra-day and intra-week, up to the fourth week, is the best practice when using SVR and MLP techniques, for the cases of study. Then, the results of different forecasting techniques were compared and the MLP method achieved the best performance, which showed a MAPE lower than 6% for more than 87% of the feeders. The second-best technique was SVR with 58% of the feeders with a MAPE lower than 6%. The second stage deals with the saturation of the distribution network by incorporating interconnections among feeders, sizing the amount of energy to transfer, and applying a reconfiguration criterion to avoid overloading. A large share of future demand is supported by a small number of reinforcements. Results show an increase in the usage rate of feeders after addressing feeders' capacity constraints, indicating an efficiency increase in the use of the distribution facilities. The results of the forecasting performance evaluation show that the MAPE error remains in a lower range (between 9 and 13%) as compared to the method currently used by the industry. In addition, the total number of DLC events predicted and the statistics analysed are very close to the ones registered in the same period (from 2014 to 2017). In future works, this methodology will be used to evaluate the local benefits of having storage facilities, distributed generation, or electric vehicles that could reduce the amount of reinforcement estimated in this study.

8 Acknowledgments

Special thanks to Mauricio Riveros, from the planning area of the distribution company in the city of Santiago, Chile. Also, thanks to the National Commission of Science and Technology (Conicyt) for financial support in the doctoral thesis of Gonzalo Paredes.

9 References

- [1] Ipakchi, A., Albuyeh, F.: 'Grid of the future', *IEEE Power Energy Mag.*, 2009, 7, (2), pp. 52–62
- [2] Perez-Arriaga, I., Knittle, C.: 'Utility of the future: an MIT energy initiative response to an industry in transition' (MIT Energy Initiative, Cambridge, MA, USA, 2016)
- [3] Gharavi, H., Ghafurian, R.: 'Smart grid: the electric energy system of the future [scanning the issue]', *Proc. IEEE*, 2011, 99, (6), pp. 917–921
- [4] Farhangi, H.: 'The path of the smart grid', *IEEE Power Energy Mag.*, 2010, 8, (1), pp. 18–28
- [5] Knorr, K., Dreher, A., Böttger, D.: 'Common dimensioning of frequency restoration reserve capacities for European load-frequency control blocks: an

- advanced dynamic probabilistic approach', *Electr. Power Syst. Res.*, 2019, **170**, pp. 358–363
- [6] Chan, S.C., Tsui, K.M., Wu, H., *et al.*: 'Load/price forecasting and managing demand response for smart grids: methodologies and challenges', *IEEE Signal Process. Mag.*, 2012, **29**, (5), pp. 68–85
- [7] Vardakas, J.S., Zorba, N., Verikoukis, C.V.: 'A survey on demand response programs in smart grids: pricing methods and optimization algorithms', *IEEE Commun. Surv. Tutor.*, 2015, **17**, (1), pp. 152–178
- [8] Alfares, H.K., Nazeeruddin, M.: 'Electric load forecasting: literature survey and classification of methods', *Int. J. Syst. Sci.*, 2002, **33**, (1), pp. 23–34
- [9] Weron, R.: 'Modeling and forecasting electricity loads and prices: a statistical approach', vol. 403 (John Wiley & Sons, Chichester, UK, 2007)
- [10] Charytoniuk, W., Chen, M.S.: 'Very short-term load forecasting using artificial neural networks', *IEEE Trans. Power Syst.*, 2000, **15**, (1), pp. 263–268
- [11] Guan, C., Luh, P.B., Michel, L.D., *et al.*: 'Very short-term load forecasting: wavelet neural networks with data pre-filtering', *IEEE Trans. Power Syst.*, 2013, **28**, (1), pp. 30–41
- [12] Hong, T.: 'Short term electric load forecasting' (North Carolina State University, Raleigh, NC, USA, 2010)
- [13] Quan, H., Srinivasan, D., Khosravi, A.: 'Short-term load and wind power forecasting using neural network-based prediction intervals', *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, 2014, **25**, (2), pp. 303–315
- [14] Abedinia, O., Amjadi, N.: 'Short-term load forecast of electrical power system by radial basis function neural network and new stochastic search algorithm', *International Trans. Electr. Energy Syst.*, 2016, **26**, (7), pp. 1511–1525
- [15] Abedinia, O., Amjadi, N., Zareipour, H.: 'A new feature selection technique for load and price forecast of electrical power systems', *IEEE Trans. Power Syst.*, 2016, **32**, (1), pp. 62–74
- [16] Mohammadi, M., Talebpour, F., Safaei, E., *et al.*: 'Small-scale building load forecast based on hybrid forecast engine', *Neural Process. Lett.*, 2018, **48**, (1), pp. 329–351
- [17] Ghiassi, M., Saidane, H., Zimbra, D.: 'A dynamic artificial neural network model for forecasting time series events', *Int. J. Forecast.*, 2005, **21**, (2), pp. 341–362
- [18] Kandil, M., El Debeiky, S.M., Hasanien, N.: 'Long-term load forecasting for fast developing utility using a knowledge-based expert system', *IEEE Trans. Power Syst.*, 2002, **17**, (2), pp. 491–496
- [19] Hyndman, R.J., Fan, S.: 'Density forecasting for long-term peak electricity demand', *IEEE Trans. Power Syst.*, 2010, **25**, (2), pp. 1142–1153
- [20] Hsu, C.C., Chen, C.Y.: 'Regional load forecasting in Taiwan – applications of artificial neural networks', *Energy Convers. Manage.*, 2003, **44**, (12), pp. 1941–1949
- [21] Gonzalez-Romera, E., Jaramillo-Moran, M.A., Carmona-Fernandez, D.: 'Monthly electric energy demand forecasting based on trend extraction', *IEEE Trans. Power Syst.*, 2006, **21**, (4), pp. 1946–1953
- [22] Filik, U.B., Gerek, O.N., Kurban, M.: 'Hourly forecasting of long term electric energy demand using a novel modeling approach'. Int. Conf. on Innovative Computing, Information and Control (ICICIC), Kaohsiung, Taiwan, 1899, pp. 115–118
- [23] Hong, T., Wilson, J., Xie, J.: 'Long term probabilistic load forecasting and normalization with hourly information', *IEEE Trans. Smart Grid*, 2014, **5**, (1), pp. 456–462
- [24] Filik, U.B., Gerek, O.N., Kurban, M.: 'A novel modeling approach for hourly forecasting of long-term electric energy demand', *Energy Convers. Manage.*, 2011, **52**, (1), pp. 199–211
- [25] Xia, C., Wang, J., McMenemy, K.: 'Short, medium and long term load forecasting model and virtual load forecaster based on radial basis function neural networks', *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, 2010, **32**, (7), pp. 743–750
- [26] Goude, Y., Nedellec, R., Kong, N.: 'Local short and middle term electricity load forecasting with semi-parametric additive models', *IEEE Trans. Smart Grid*, 2014, **5**, (1), pp. 440–446
- [27] Sun, X., Luh, P.B., Cheung, K.W., *et al.*: 'An efficient approach to short-term load forecasting at the distribution level', *IEEE Trans. Power Syst.*, 2016, **31**, (4), pp. 2526–2537
- [28] Fidalgo, J., Lopes, J.P.: 'Load forecasting performance enhancement when facing anomalous events', *IEEE Trans. Power Syst.*, 2005, **20**, (1), pp. 408–415
- [29] Willis, H.L., Powell, R., Wall, D.: 'Load transfer coupling regression curve fitting for distribution load forecasting', *IEEE Trans. Power Appar. Syst.*, 1984, **PAS-103**, (5), pp. 1070–1076
- [30] Bai, X., Gang, M., Ping, L.: 'A method of spatial load forecasting based on feeder'. Third Int. Conf. on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, 2008 (DRPT 2008), Nanjing, People's Republic of China, 2008, pp. 1548–1553
- [31] Paredes, G., Vargas, L.: 'Adjustment of discrete load changes in feeder databases for improving medium-term demand forecasting', *IET. Gener. Transm. Distrib.*, 2017, **11**, (16), pp. 4002–4008
- [32] Taylor, J.W.: 'Triple seasonal methods for short-term electricity demand forecasting', *Eur. J. Oper. Res.*, 2010, **204**, (1), pp. 139–152
- [33] Mateos, G., Giannakis, G.B.: 'Load curve data cleansing and imputation via sparsity and low rank', *IEEE Trans. Smart Grid*, 2013, **4**, (4), pp. 2347–2355
- [34] Grigoras, G., Cartina, G., Bobric, E., *et al.*: 'Missing data treatment of the load profiles in distribution networks'. 2009 IEEE PowerTech, Bucharest, 2009, pp. 1–5
- [35] Yasuoka, J., Brittes, J., Schmidt, H., *et al.*: 'Artificial neural network-based distribution substation and feeder load forecast'. 16th Int. Conf. and Exhibition on Electricity Distribution, 2001. Part 1: Contributions. CIRED (IEE Conf. Publ No. 482), Amsterdam, The Netherlands, 2001, vol. 5, p. 5
- [36] He, D., Habetler, T., Mousavi, M.J., *et al.*: 'A zip model-based feeder load modeling and forecasting method'. Power and Energy Society General Meeting (PES 2013), Vancouver, BC, Canada, 2013, pp. 1–5
- [37] Hyndman, R.J., Khandakar, Y.: 'Automatic time series for forecasting: the forecast package for R'. '6/07 (Monash University, Department of Econometrics and Business Statistics, Clayton, Australia, 2007)
- [38] Hyndman, R., Koehler, A.B., Ord, J.K., *et al.*: 'Forecasting with exponential smoothing: the state space approach' (Springer Science & Business Media, Heidelberg, Germany, 2008)
- [39] Bengio, Y.: 'Learning deep architectures for AI', *Found. Trends® Mach. Learn.*, 2009, **2**, (1), pp. 1–127
- [40] Smets, K., Verdonk, B., Jordaan, E.M.: 'Evaluation of performance measures for SVR hyperparameter selection'. 2007 Int. Joint Conf. on Neural Networks (IJCNN 2007), Orlando, FL, USA, 2007, pp. 637–642
- [41] De Livera, A.M., Hyndman, R.J., Snyder, R.D.: 'Forecasting time series with complex seasonal patterns using exponential smoothing', *J. Am. Stat. Assoc.*, 2011, **106**, (496), pp. 1513–1527
- [42] SEC: 'Superintendencia de electricidad y combustibles - infraestructura red eléctrica', 2016. Available at http://secgis.sec.cl/gis_electrico/infraestructura/maps.html

Capítulo 5

Tercer artículo: A Comprehensive Evaluation of the Impact of Tariffs Schemes on BEV use and Capacity Margin in Distribution Feeder Infrastructure

A Comprehensive Evaluation of the Impact of Tariffs Schemes on BEV use and Capacity Margin in Distribution Feeder Infrastructure

Gonzalo Paredes and Luis Vargas, *Member, IEEE*

Abstract—This paper presents a comprehensive evaluation of the impact of tariffs schemes on Battery Electric Vehicle use and the capacity margin of distribution feeders infrastructure, using as a case study the city of Santiago, Chile. The study aims at analyzing how different tariff options could influence the participation of Battery Electric Vehicle users in the Chilean electricity market. Different tariff schemes, based on the current payment structures available on the market, are tested for these vehicles. In the evaluation, electric vehicle users minimize the operational cost subject to transportation requirements, and electrical constraints of the network and the vehicle. Hourly data of the energy consumed in Santiago’s feeders were used, solar generation on rooftops was incorporated, and eight tariff options were tested. Results show that proper tariff schemes must be implemented to prevent feeders from overloading when a high share of Battery Electric Vehicles is on the market. Future Chilean regulation should be flexible enough to allow stakeholders to offer differentiated tariffs, for example, based upon the load profiles of the feeders. When tariffs are design-based on this criterion, feeder loads are flattened, increasing the feeders’ usage and the number of electric vehicles that can be connected to the grid.

Index Terms—Load management, Electric vehicles, Renewable energy sources.

I. INTRODUCTION

THE development of large urban centers presents important planning challenges that should take the integration of different areas or disciplines into consideration, such as transport and electricity, in order to achieve a more sustainable development in time [1]. Cities have the possibility to use new energy sources available in the distribution grids, and in a nearby the electric vehicle (EV) will be included massively [2], [3]. The participation of new technologies on the electricity market will depend on the evolution of their costs, and on the contract conditions established in their regulation [4], [5]. International experience shows that policies and strategies are needed to encourage an efficient participation of the end user on the market [6], [7]. Cities evolve into smart cities, and the management and processing of large volumes of data [8], [9] gives users valuable information to be able to take better consumption decisions. End users have shown to be capable of modifying their consumption patterns depending on the available information or on the economic incentives present [10]. The end user will become more and more relevant in the operation and planning of electricity distribution systems,

which will be intensified by the massive adoption of EV [11]–[13]. In the last years, the car industry has announced strong measures to impulse a technological change towards a more sustainable electrical transport. The cost balance between the vehicle with an Internal Combustion Engine (ICE) and the 100% battery vehicle or Battery Electric Vehicle (BEV), without considering operational costs, has been projected to be reached between 2025 and 2030 [14]–[16], thus the adoption of EV will be expected to be massive by that time. In order to have an important insertion of BEVs into the city’s vehicle park, users’ travelling needs have to be covered by the BEVs. Therefore, this study considers that autonomy of BEVs will be sufficient to cover transport requirements. BEV availability to participate on the electricity market will depend on the users’ travelling patterns. Regular travelling patterns with long detention times allow for a larger share. This kind of patterns is common in private vehicles. Studies show that between 4% and 5% of the time private vehicles are on the road [17] and it is estimated that 90% of these vehicles are parked at the time of maximum electricity demand. Therefore, it is interesting to analyze the potential of private vehicles in a V2G context.

The main goal of the study is to analyze the effect which different tariff options applied to the EV users might have on the distribution feeders’ capacity margin. To this end, public information of the city’s transport system has been used [18], [19], as well as georeferenced public information of the infrastructure in distribution [20], and private data bases on the hourly demand registered in the distribution grids of the city of Santiago, Chile. In a context of technological and regulatory changes in the distribution sector [21], the case of study presented in this work is relevant for the Chilean regulator, and all the stakeholders of the distribution sector, as it analyzes the results of tariff options that might be proposed in the future for EVs in Chile, focusing on the effect over primary substations, an essential element of the distribution infrastructure. The map in Figure 1 shows the area covered by the feeders analyzed in the case of study.

The tariff alternatives analyzed in this study are based upon schemes currently used to value the purchase and injection of energy into the market, adding three alternative tariffs based on the load of the feeders. This work analyzes one scenario for the adoption of private BEVs for the years 2020, 2025 and 2030, based upon a projection of the vehicle park for the city developed in [1]. The electricity requirements of BEV users are determined by incorporating the main characteristics of the city’s transport system and assuming an electricity consump-

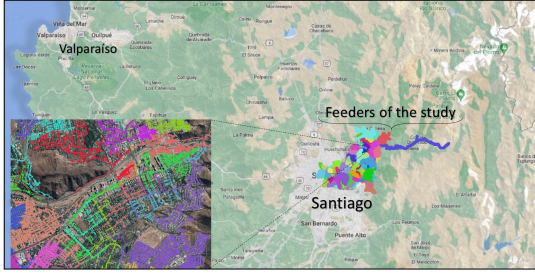


Fig. 1. Feeders Analyzed in the study

tion for the vehicles. Based on the electricity requirements, the purchase and sale of BEV subject to the proposed tariff options are optimized. Finally, the effect of BVEs on the feeders' capacity margin is evaluated for the different tariff options analyzed. This study assumes that the electricity infrastructure enabling the supply of the last mile will be developed for the years 2025 and 2030 if BEVs are massively adopted.

The article is organized as follows: Section II depicts the general methodology proposed. Section III outlines the characteristics of the city's transport system. Section IV presents the transportation projections considered for the city. In section V the trip simulation is summarized. Section VI shows the assumption considered to estimate the electricity consumption of BEVs, slow and fast charge and connection of BEVs. Section VII describes the market's energy remuneration schemes and the tariff options analyzed in this study. Section VIII shows the optimization model used to determine the moments to purchase and sale of the vehicles. In Section IX the Monte Carlo simulation proposed is described. Section X analyzes the results of the study and, finally, section XI presents the article's conclusion.

II. METHODOLOGY

The scheme in Figure 2 shows the general methodology applied to the case study.

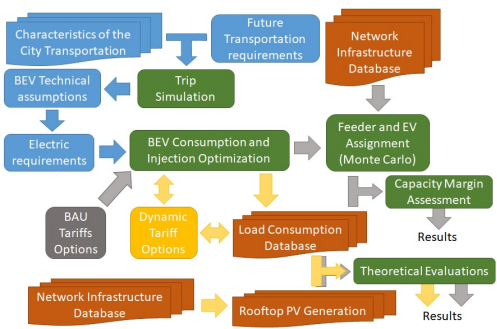


Fig. 2. Methodology Applied in the Case Study.

The scheme's blue blocks are related to transport variables, such as the number of vehicles by zone, trips generated and attracted per zone, the vehicle flow, transportation times, travelling speed and energy consumption of the BEVs. The orange blocks represent the variables of the electricity system, such as the hourly demand and the infrastructure of the grid. The green blocks are related to the calculation and simulation

processes. The Trip Simulation block uses the city's characteristics and transport projections to simulate travel sequences for the BEV users. The Optimization block determines the moments of energy purchase and sale for BEVs, minimizing the cost for users. The Feeder and EV Assignment block evaluates, through a Monte Carlo simulation, different ways to distribute consumption and injection of BEVs in the feeders. The Dynamic Tariffs Options and Business as Usual (BAU) Options represent tariff options evaluated and the Theoretical Evaluations and Capacity Margin Assessment blocks are the outputs of the methodology. Also, the colors of the arrows are related to the inputs used, blue for transportation, yellow for the processes made with dynamic tariffs and gray for the processes made with BAU tariffs. The following sections describe the assumptions used in each stage of the methodology applied to the case study.

III. CHARACTERISTICS OF THE CITY'S TRANSPORT SYSTEM

This section outlines the assumptions considered to model the city's transport system, based upon the Origin Destination Survey (EOD) prepared by the Ministry of Transport [18] and vehicle park statistics of the National Institute for Statistics (INE by its acronym in Spanish) [19]. Based on the potential of private vehicles to have a more active roll in the electricity market, the case of study analyzed only private transport and, specifically, private vehicles classified in [19] as: "Car and Station Wagon", "Cross-Country" and "Pickup". For more graphic information of the topics commented in the section see Appendix A.

A. Number of Trips and Stages of Private Vehicles

Up to seven trips per home per day were simulated, based on the statistics gathered in the city [18]. All trips are considered to be of one stage, since, for this transport mode (private vehicle) 99% of the trips fall under this category. Different trips were assigned to EVs for weekend days and office days, so as to represent the change of pattern in the different types of days.

B. Generation and Attraction of Trips by Zone

By using the trip probabilities between the zones, the trips in the city are simulated randomly, replicating the statistics observed in the city. Table I shows the percentages of trips generated between zones estimated by the EOD [18].

TABLE I
PROBABILITY OF TRIPS BETWEEN ZONES

From \ To	N	W	E	D	S	SE
North (N)	54.8%	10.3%	17.2%	8.9%	3.9%	4.8%
West (W)	6.5%	67.8%	6.5%	6.6%	8.8%	3.9%
East (E)	4.9%	3.0%	75.8%	5.9%	3.4%	7.0%
Downtown (D)	11.4%	13.2%	29.0%	22.1%	12.7%	11.5%
South (S)	2.2%	10.8%	8.8%	6.2%	64.4%	7.6%
Southeast (SE)	2.5%	4.1%	17.0%	6.1%	6.5%	63.9%

C. Vehicle Distribution by Zone

Another relevant parameter is the vehicle distribution by zone, necessary to separate the vehicle park of the city and assign the BEVs to each zone. For this parameter the 2018 distribution was used, calculated based on information from [19]. The East and Downtown zones analyzed in the case study concentrate 35% of the vehicle park of the city, 30% and 5%, respectively.

D. Travelling Speed

In [18] four speed distributions of private vehicles by time frame are estimated (morning peak 1, morning peak 2, late afternoon peak and off-peak), these travelling speeds are used to estimate the vehicles' energy consumption. Each simulated trip has an average speed associated to it, which then influences the efficiency of the BEV. This study assumes that the travel and circulation patterns presented in this section remain unaltered for the years 2025 and 2030.

IV. PROJECTIONS FOR THE CITY' TRANSPORTATION

This section presents the projections for the City' transportation used in the case of study. For more graphic information of the topics commented in the section see Appendix A.

A. Projection of Private and Electrical Vehicle Park

The dotted line in Figure 3 shows the projection of the number of private vehicles between 2010 and 2030 for the city made in [1]. Figure 3 also shows the real values registered by the INE for 2010, 2015 and 2018, and the projections of the number of BEVs used in the case study for 2020, 2025 and 2030 (blue and red bars).

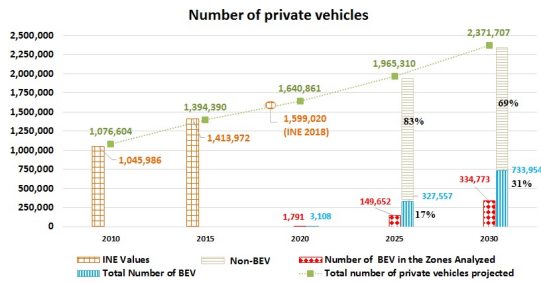


Fig. 3. Projection of the Private Vehicle Park, BEVs and ICES.

The number of BEVs projected for Santiago considers that the cost of acquiring a BEV will be lower than the one of an ICE vehicle between 2020 and 2030. In order to reach a massive adoption of BEVs in 2030 the scenario for the case study assumes that 100% of new private vehicles entering the market since 2021 are BEVs, thus reaching a percentage of 31% penetration by 2030. Even though these projections do not consider the replacement of ICE vehicles, the penetration is high and can be compared to those projected in [16]. Of the total number of BEVs in the city, only a percentage operates in the East and Downtown zones analyzed in this work. The total number of BEVs interacting with the feeders in the studied zones is shown by the red bars of Figure 3.

B. Vehicle Flow Distribution by Hour and Type of Day

The normalized daily vehicle flow used in the case study of [1], which differentiate between working days and weekend for the category of private vehicles, was used as input in this simulation. Daily vehicle flow distributions are used to define the time frames of the trips performed in the city. The total number of trips is determined according to [18] and is projected for 2025 and 2030 with the same growth number of private vehicles presented in Figure 3.

V. SIMULATION OF TRIPS

The simulation of BEV trips in the city starts by assigning the total number of BEVs of Figure 3 to the different zones according to the INE distribution. Then the trips per vehicle are produced randomly so that the total number of trips of the private vehicle park (including non-BEVs and BEVs) is similar to the total number of trips estimated in [18], amplified by the private vehicle park's growth rate between 2016 and 2018. After adjusting the number of trips, the timeframes in which the trips take place are defined using the flow distribution. Depending on the type of day and the time of the trip, a travel speed is assigned in accordance with the distributions presented in [18]. In the same way, origins and destinations are assigned for each trip according to the probabilities of Table I. With all this information assigned to each BEV, and using the average distance between zones, the BEV's travelling times are calculated.

VI. ASSUMPTIONS OF ELECTRICITY CONSUMPTION, SLOW CHARGE AND CONNECTIONS OF BEVS

This section presents the technical assumptions necessary to determine the BEV's electricity consumption based upon the travel patterns of the previous section. For more graphic information of the topics commented in the section see Appendix B.

A. Consumption of the Simulated BEVs

A direct relation is observed between energy consumption in kWh/100Km and battery capacity in kWh. The higher the battery capacity, the higher the weight of the vehicle and the higher will be the electricity consumption [22]. Another factor affecting consumption by the BEV is the average travelling speed, which is associated with the simulated traffic conditions (congestion, normal traffic and high speed). Of this information presented in [23], it can be deduced that consumption in conditions of normal traffic will be lower than in congestion and travelling at high speed. As modeling the consumption of BEVs is not the focus of this paper, a simple heuristic consumption function for BEVs has been set, depending on the BEV's battery capacity and the travelling speed, using values found in the literature.

B. Slow and Fast Charge

This study has considered that BEV users prefer slow charge in their residence to fast charge in stations or charging facilities [24]. In this way, the BEV perform a slow residential charge

by a Type 1 (16A) or Type 2 (32 A) installation, as defined by the SAE International Standard [25]. In order to have reasonable charging times, it is assumed that all vehicles with a capacity over 40 kWh will have a Type 2 charger and BEVs below this capacity will use Type 1 chargers as this alternative sufficient for these vehicles. Only in the cases in which transport requirements are greater than the energy projected for the battery, a fast charge of the vehicle is considered to meet the user's travel requirements. This simulation has approximated the saturation stage of the slow charge, typically a convex curve [23], by a straight line. A minimum State of Charge of 20% is considered for all BEVs.

C. Distribution of BEV Battery Capacity

The distribution of BEV capacity in the simulation was settled based on the information shown in [23] and contrast with the information published by producers.

VII. TARIFF OPTIONS ANALYZED

This work analyzes different tariff options for BEVs, in order to observe their effect on the capacity margin at the head-end of the distribution feeders. Below, energy remuneration schemes for generators and customer tariffs effective on the market are described, which form the basis for the design of the tariffs proposed for this study.

A. Energy Pricing and Valuation Schemes on the Chilean Market

Presently, there is no specific pricing scheme for the purchase and sale of BEVs energy. However, the Chilean market does have energy remuneration schemes that can be used as the basis to design future tariffs for BEVs. Here we describe three of those schemes:

- i Generators can value their energy at spot price, which represents the system's marginal cost. This price varies during the day and conforms the price of the primary distribution substations.
- ii Residential generation surplus (Netbilling) is valued at the average energy price (PNP) of the financial contracts applicable for supplying regulated customers. This is a fixed price, which changes only when new tenders become effective.
- iii The third scheme represents a variant to Netbilling which is only available for end customers with smart meters. This tariff scheme applies a 30% surcharge in peak hours and a 30% discount during the night, as compared to the PNP of case ii.

The projected PNP values are calculated based upon all contracts signed until the 2017 tender. In order to estimate the future PNP, a contracting price for future tenders of 40 USD/MWh was projected. In any case, these values are only a reference and the results of the optimization process do not depend on this projection.

B. BAU Tariff Options Proposed for EVs Based on Existing Schemes

This study analyzes the following tariff options for EVs:

- i Fix Tariff. A flat tariff equal to the PNP of the year. This would mean no incentive for the sale of energy by BEVs, since the purchase price is equal to the sales price.
- ii 3-Block Tariff A. An hourly tariff of three blocks based on the PNP. This tariff uses the same hourly blocks of the contracts awarded in the tenders for regulated customers, assuming the following prices: from 23:00 to 7:59 hrs., PNP value; from 8:00 to 17:59 hrs., PNP with 10% discount; and from 18:00 to 22:59 hrs., PNP with 5% surcharge.
- iii 3-Block Tariff B. An hourly tariff of three blocks based on the PNP with a surcharge in the system's peak hours. This tariff is evaluated to shift the demand in feeders with commercial profile. A PNP value with 15% discount is considered from 23:00 to 7:59 hrs., PNP with 5% surcharge from 8:00 to 17:59 hrs. and PNP with 10% surcharge from 18:00 to 22:59 hrs.
- iv 3-Block Tariff C. An hourly tariff of three blocks based upon the average marginal cost (MgC) projected by the regulator [26] in the node Polpaico 220kV, one of the city's main nodes and the hourly values are modulated by replicating the criteria of the flexible residential tariff. An average MgC value is considered during the day, an MgC with 30% surcharge in peak hours and an MgC with 30% discount in the night. Additionally, in the year 2030 a 30% discount is applied on the marginal average to represent the entrance of new solar and wind projects, which should reduce the marginal costs.
- v 6-Block Tariff. An hourly tariff of 6 blocks, based upon the MgC. The weekly marginals profile of 2018 in Polpaico 220 kV is considered to modulate the 2020 tariff. In 2025 the marginal is reduced only during sun hours by 40% and in 2030 by 60% to represent the entrance of numerous solar projects.

Figure 4 shows the three tariffs based upon PNP proposed.

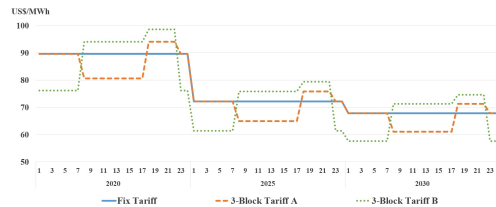


Fig. 4. Tariff Options Based Upon PNP

Figure 5 shows the tariffs associated with the marginal costs, options iv and v.

In order to explore other tariff schemes that could encourage the participation of BEVs in the Chilean electricity markets, and also that take into account the capacity constraints of the distribution feeders, three additional tariffs are proposed based on the PNP. These tariffs are constructed based on the demand of the feeder being analyzed. Therefore, two representative feeders were selected from the database for this theoretical

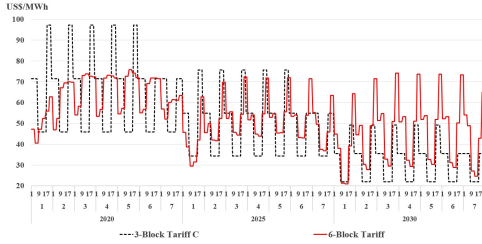


Fig. 5. Tariff Options Based Upon the Marginal Cost

evaluation, one that shows a residential behavior and another one that has a commercial profile. The additional proposed tariffs are describes as follows:

- vi Custom Yearly Tariff. An hourly tariff differentiated by type of day with the same values for all BEVs. To calculate this tariff, the demand of the selected feeder is summed by the type of day and then normalized (within each day) in order to have an average equals to one. Finally, the normalized values are multiplied by the projected PNP presented in Figure 4 (Fix Tariff).
- vii Yearly Dynamic Tariff. An hourly tariff differentiated by type of day that change for each BEV. The procedure to calculate this tariff is the same as the one described for the Custom Yearly Tariff, but in this case the demand considers all the BEVs already connected to the feeder, which is defined for this study as the net demand.
- viii Monthly Dynamic Tariff. An hourly tariff differentiated by type of day and month that change for each BEV. This tariff is calculated in the same way as option vii, but considering different values per month, which is a more disaggregated alternative than options vii and vi.

To compare the results of tariffs i to viii it is necessary to use the demand registers of one year and consider the same BEVs in all the cases evaluated.

VIII. BEV PURCHASE AND SALE MODEL

The complete model used in the simulation to optimize the purchase and sale of the BEV subject to transport requirements and the proposed tariffs is shown in Appendix C. Similar equations to the ones used in this study can be seen in [27].As the optimization model used in the work is standard and not the core of the study, a brief description of the objective function and the constraints of the optimization problem are presented. The objective function of this optimization problem is the cost of energy bought from the system by slow and fast charge.

$$\min \left(\sum_{i=1}^T \text{Tariff}_i * EL_i + \sum_{i=1}^T PF_i * EF_i \right) \quad (1)$$

where EL_i is the energy traded in hour i by slow charge, ER_i is the energy bought at a fast charge in hour i , Tariff_i is the tariff associated with slow charge and PF_i is the price of fast charge. The hour i is restricted to the hours in which the vehicle is parked.The following constrains are incorporated in the model and explained in more detail in Appendix C.

1. Constraints that are necessary to complete the daily trips.

2. Constraints related to maximum and minimum energy storage.
3. Constraints related to the battery's slow-charge curve.
4. Constraints of energy injection to the system.

All BEVs were optimized for two representative weeks, with different travel patterns for the three different types of days considered.

IX. FEEDER AND EVS ASSIGNMENT THROUGH MONTE CARLO SIMULATION

After simulating the trips in the city and optimizing purchase and sales, consumption and injections of the BEVs are assigned to the feeders located in the city zones where the vehicle is parked. This assignment process is performed by a 300-stage Monte Carlo simulation in order to obtain results regardless of the BEVs that have been assigned to each one of the feeders. The number of stages used was determined by evaluating up to 1,000 stages and observing that, after 300 stages, the variation of the average results was lower than 2%. The results presented in this study are the average of all 300 simulated cases. Even when the BEVs assigned to each feeder change in each Monte Carlo simulation, the distribution of BEVs per feeder is fixed and, in this study, three different distribution are tested. The first is the residential distribution, in which the probability of BEV assignment is proportional to the total number of residential customers in each feeder, assuming that for each customer or home there is most likely to be one car. The second alternative is the commercial distribution, in which the probability of assignment is proportional to the commercial clients connected to the feeders, assuming that commercial clients could concentrate trips with purposes like work, shopping or others. The third alternative is a random distribution, having all feeders the same probability to receive a BEV. The simulation also considers that some vehicles might use chargers when finalizing some of their trips during the day, not necessarily at home, therefore, at the end of each trip a feeder is assigned to each vehicle, based on the three alternatives described before.

X. RESULTS

In this section, the results of the simulations are shown.

A. Total BEVs Energy Consumption and Injection

The energy consumption (negative values) and energy injection (positive values) of the BEVs that interact with Easter and Downtown feeders are presented in Figure 6.

Figure 6 shows the energy consumption of the different tariffs described in Section VII. The results of the Fix Tariff present the energy in GWh used only for transportation, as in this scheme BEVs do not sell energy to the system. The energy of the Fix Tariff can be seen as a based load common for all the tariffs. The results show that the Fix Tariff does not encourage the electric vehicle users to sell energy to the market. On the contrary, the 6-Block Tariff has the higher energy injections, close to 4,000 GWh in 2030 and 2,000 GWh in 2025. Following the same trend, all the 3-Block Tariffs show energy injections close to 3,000 GWh in 2030 and 1,200 GWh in 2025.

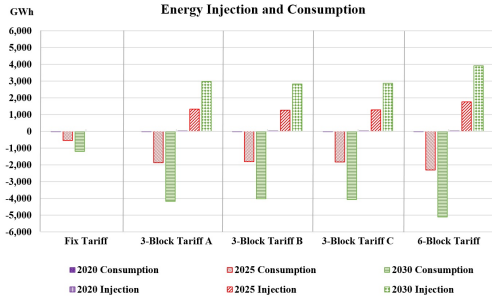


Fig. 6. Total Energy Consumption and Total Energy Injection of BEVs in Eastern and Downtown Zones

B. Grid Capacity Assessment: Monte Carlo Simulation

The results of the Monte Carlo simulation, explained in Section IX, allows evaluating the average capacity congestion of feeders in the Eastern and Downtown zones for the tariffs analyzed. Figure 7 shows the average percentage of hours that each feeder exceeds its maximum capacity for the Fix Tariff in 2030, year that include the BEVs of 2020 and 2025. Notice that the results are sorted, from higher to lower, using as a reference the random distribution results (blue curve). The values presented in Figure 7 and Figure 8 are the average result of 300-stage Monte Carlo simulations.

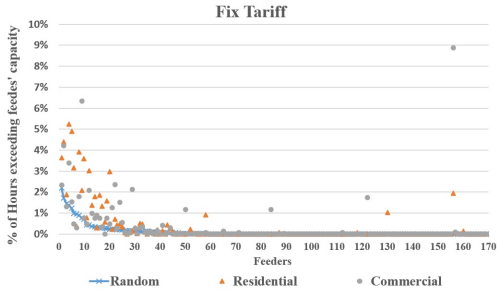


Fig. 7. Average Percentage of Hours Exceeding Feeders' Maximum Capacity in 2030, Fix Tariff

It can be seen that for the Fix Tariff, which has the lowest BEV energy consumption (see Figure 6) several feeders exceed the maximum capacity in the three distributions tested. Figure 8 shows the average percentage of hours that each feeder exceeds its maximum capacity for the 3-Block A, B and C and 6-Block Tariff in 2030.

The 3-Block Tariff A,B and C and the 6-Block tariff show that the maximum capacity of the feeders is exceeded very often in 2030, with the amount of BEVs simulated for that year. It can be seen that in all cases more than 50 feeders (from a total of 169) exceed their maximum capacity in more than 20% of the year. The Monte Carlo results presented in this section show that Residential and Commercial Distributions derived in more stressed scenarios than the Random Distribution for certain feeders, as residential and commercial clients are not equally concentrated in all feeders, which is the assumption of the random distribution. The results of the Monte Carlo simulation for the block tariffs (3-Blocks and 6-Blocks) shows that a fixed tariff that encourage users to

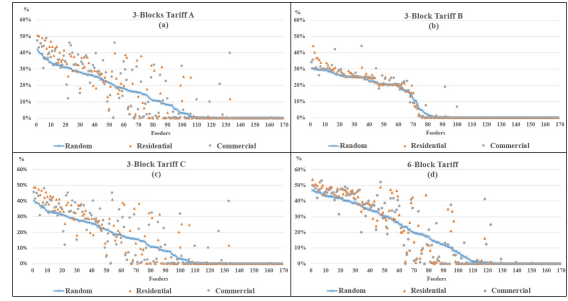


Fig. 8. Average Percentage of Hours Exceeding Feeders' Maximum Capacity in 2030, (a) 3-Block Tariff A, (b) 3-Block Tariff B, (c) 3-Block Tariff C and, (d) 6-Block Tariff

sell energy to the market could lead to technical problems regarding feeders capacity. It is important to consider that existing pricing schemes may not be suitable for BEVs if a high penetration of this technology is expected. In order to test other tariffs schemes that could take into account feeders' usage, the Custom Yearly Tariff, Dynamic Yearly Tariff, and the Dynamic Monthly Tariff are tested and compared with the Fix, 3-Block and 6-Block tariffs on two selected or representative feeders. Table II shows the average number of hours per year in which the maximum capacity of the selected feeders is exceeded obtained from the Monte Carlo results for 2030.

TABLE II
AVERAGE NUMBER OF HOURS PER YEAR EXCEEDING SELECTED FEEDERS' MAXIMUM CAPACITY IN 2030

Average N°of hours	Fix Tariff	3-Block Tariff A	3-Block Tariff B	3-Block Tariff C	6-Block Tariff
Selected feeders	13	1,528	1,230	2,011	1,544

C. Dynamic Tariffs Schemes Considering Localization: A Theoretical Exercise

In this section, a theoretical exercise using two real feeders and a group of 10,000 simulated BEVs is developed to evaluate tariffs schemes design based on the demand of the feeder, and compare them with the fix and block tariffs described in section VII. Two metrics are analyzed; the number of BEVs that can be connected to a feeder without exceeding its maximum capacity more than ten hours per year, and the number of BEVs that minimized feeder demand variance. For this purpose, each feeder is evaluated independently and assuming that all BEVs charge and discharge in the feeder being evaluated during the year. Notice that in this case the BEVs used are the same for all tariffs and feeders, therefore all exercises have the same energy requirements and same battery capacity. Also, it can be seen that the amount of energy added in these exercises is lower than the ones simulated for 2030 in the previous section. For the selected feeders, the average number of hours in which the maximum demand of the feeder is exceeded (obtained in the Monte Carlo Process) is greater than the ten hours considered in this theoretical

example (see Table II). In this theoretical evaluation a future scenario where 50% of the residential clients connect 1 kW of solar photovoltaics (PV) in their rooftops is considered. The historical hourly generation of a small power plant located in the south of Santiago is used as a reference profiles, which is then normalized and scaled depending on the number of clients of the selected feeder, reaching an install capacity of 867 kW for the commercial feeder and 2533 kW for the residential feeder.

Table III shows the number of BEVs that can be connected to the representative feeders without exceeding its maximum capacity more than ten hours per year, for the eight tariffs described in section VII.

TABLE III
NUMBER OF BEVs THAT CAN BE CONNECTED TO A FEEDER WITHOUT EXCEEDING ITS MAXIMUM CAPACITY MORE THAN TEN TIMES IN A YEAR

Tariffs	Residential feeder	Commercial feeder
Fix Tariff	2,339	4,388
3-Block Tariff A	992	1,576
3-Block Tariff B	608	1,750
3-Block Tariff C	937	1,454
6-Block Tariff	992	1,576
Custom Yearly Tariff	1,123	1,688
Dynamic Yearly Tariff	850	1,824
Dynamic Monthly Tariff	3,190	4,405

The results of Table III show that using a tariff that considers the demand of the feeder in its definition could increase the number of BEVs that can be connected without exceeding the maximum capacity. Even though, the Custom Yearly Tariff defines an hourly price differentiated for only seven days per year, it improves the block tariffs schemes allowing more BEVs to connect to the grid. On the contrary, the Dynamic Yearly Tariff shows that using a dynamic approach does not improve results when the level of aggregation is on a yearly basis. These results contrast with the ones of the Dynamic Monthly Tariff that can incorporate the highest number of BEVs of all the tariffs evaluated. Table IV presents the number of BEVs that minimized the net demand variance and the demand variance values obtained for each tariff scheme proposed.

TABLE IV
NUMBER OF BEVs THAT MINIMIZED FEEDER DEMAND VARIANCE

Tariffs	Residential feeder		Commercial feeder	
	Number of BEV	Net demand Variance	Number of BEV	Net demand Variance
Fix Tariff	532	1.546	1	1.493
3-Block Tariff A	177	1.344	48	1.477
3-Block Tariff B	91	1.518	219	1.144
3-Block Tariff C	155	1.326	1	1.496
6-Block Tariff	177	1.349	10	1.484
Custom Yearly Tariff	227	1.164	284	0.513
Dynamic Yearly Tariff	152	1.276	270	0.584
Dynamic Monthly Tariff	818	0.551	534	0.336

The results of Table IV show that even using an aggregated tariff, like the Custom Yearly Tariff, the variance of the demand could be reduced with the incorporation of BEVs. For the residential feeder and the Dynamic Monthly Tariff, adding

818 vehicles reduces the average demand variance from 1.549 MW (Fix Tariff) to 0.55 MW. In the case of the commercial feeder, the Dynamic Monthly Tariff allows incorporating 534 BEVs reducing the variance of the feeder demand from 1.49 MW (Fix Tariff) to 0.34 MW. Figure 9 presents a representative week (hourly values) of the residential and commercial feeder demand before and after the incorporation of the solar PV on rooftops, and the BEVs under the Custom and Dynamic tariffs.

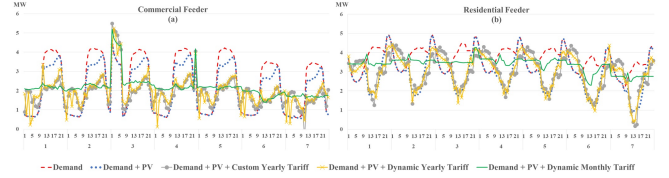


Fig. 9. One Representative Week with Custom and Dynamic Tariffs Applied to (a) the Commercial Feeder, and (b) the Residential Feeder

The Dynamic Monthly Tariff sets an hourly price differentiated by type of day and month. This tariff change with the incorporation of each BEV as the hourly prices are calculated based on the net demand, which consider the BEVs already connected to the feeder. In this case, the order in which the vehicles are incorporated to the feeders is important. Nevertheless, the same order of BEV's connection is used to evaluate all tariffs. Figure 10 presents the annual average demand of the commercial and residential feeder, before and after the incorporation of the solar PV on rooftops, and the BEVs under the Custom and Dynamic Tariffs.

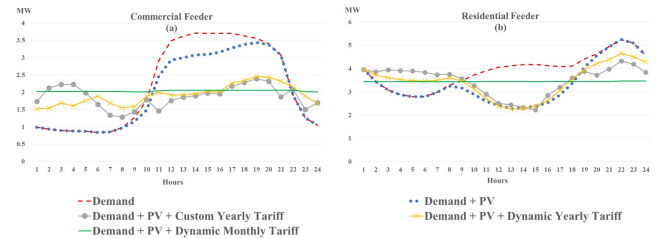


Fig. 10. Annual Average Demand Before and After Using Custom and Dynamic Tariffs for (a) the Commercial Feeder, and (b) the Residential Feeder

XI. CONCLUSION

This work presents a methodology to simulate the energy requirements of BEVs considering transportation patterns, characteristics of the city's transport system, vehicles characterization and distribution system constrains. Public georeferenced information of the electric infrastructure in distribution is used to model the connection of BEVs to the grid. A private database of distribution feeders demand in two large areas of the city allow modelling feeders demand using real load registers. Combining all these data, the effect of different tariff schemes that the BEV users might have on the distribution feeders' capacity margin is addressed. The Monte Carlo results presented in this work show that residential and commercial distributions, used to assign BEVs to the feeders, derived in

more stressed average scenarios than the random distribution normally used in this type of analysis. Nevertheless, for all the distributions tested and for all the block tariffs proposed (3-Blocks and 6-Blocks), the maximum capacity of more than 30% of the feeders is exceeded in more than 10% of hours of the year. Therefore, implementing a tariff scheme for BEVs similar to the existing ones could lead to technical problems regarding feeders' capacity. It is important to consider that existing pricing schemes without taking into account feeders' demand may not be suitable for BEVs if a high penetration of this technology is expected. The results of the blocks schemes is contrasted with the Fix Tariff results where only 10% of the feeder analyzed exceed the maximum capacity in 1% of the hours of the year. Nonetheless, the Fix Tariff does not use the flexibility of BEV to avoid feeder congestion in peak demand hours or flattened demand profile in the main distribution transformer. The results of the Custom and Dynamic tariffs show that a proper tariff scheme design could prevent feeders from overloading when a high share of BEVs is on the market. It is important to consider that a simpler dynamic tariff like the Dynamic Yearly Tariff could lead to worse results than, for example, the Custom Yearly Tariff that is fixed and does not change depending of the BEVs connected to the feeder. Implementing a dynamic tariff should at least consider a monthly value by type of day. The Dynamic Monthly Tariff is aggregated enough to be simple but produced flattened profile curves and increase significantly the amount of BEVs that can be connected to one feeder, before reaching its maximum capacity. Future Chilean regulations should be flexible enough to allow distribution companies to offer differentiated tariffs based upon the load profiles of the feeders. The results of the Dynamic Monthly Tariff compared to the Fix Tariff showed that the residential feeder tested could increase the amount of BEVs connected from 2,339 to 3,190 and the commercial feeder from 4,388 to 4,405. Moreover, the same results without the rooftop PV generation showed that the residential feeder tested could increase the amount of BEVs connected from 2,339 to 4,233 and the commercial feeder from 3,873 to 6,304. Future Chilean regulations should be flexible enough to allow distribution companies to offer differentiated tariffs based upon the load profiles of the feeders. When tariffs are design-based on this criterion, feeder loads are flattened, increasing the feeders' usage and reducing their congestion due to peak demand in the cases analyzed.

ACKNOWLEDGMENT

The authors gratefully acknowledge financial support from CONICYT PIA/BASAL AFB180003.

REFERENCES

- [1] D. Heinrichs, K. Krellenberg, B. Hansjürgens, and F. Martínez, *Risk habitat megacity*. Springer Science & Business Media, 2011.
- [2] IEA, "Global ev outlook: to electric mobility," *IEA: Paris, France*, 2019. [Online]. Available: <https://www.iea.org/reports/global-ev-outlook-2019>
- [3] BloombergNEF, "Electric vehicle outlook 2019," 2019.
- [4] M. Lombardi, K. Panerali, S. Rousselet, and J. Scalise, "Electric vehicles for smarter cities: the future of energy and mobility," in *World Economic Forum*. http://www3.weforum.org/docs/WEF_2018_20Electric_For_Smarter_Cities.pdf, 2018.
- [5] E. I. MIT, "Utility of the future. an mit energy initiative response to an industry in transition," 2016. [Online]. Available: <https://energy.mit.edu/wp-content/uploads/2016/12/Utility-of-the-Future-Full-Report.pdf>
- [6] R. Deng, Z. Yang, M.-Y. Chow, and J. Chen, "A survey on demand response in smart grids: Mathematical models and approaches," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 11, no. 3, pp. 570–582, 2015.
- [7] T. Soares, C. Fonseca, H. Morais, S. Ramos, and T. Sousa, "Assessment of real-time tariffs for electric vehicles in denmark," in *2019 IEEE Milan PowerTech*. IEEE, 2019, pp. 1–6.
- [8] M. V. Moreno, F. Terroso-Sáenz, A. González-Vidal, M. Valdés-Vela, A. F. Skarmeta, M. A. Zamora, and V. Chang, "Applicability of big data techniques to smart cities deployments," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 13, no. 2, pp. 800–809, 2016.
- [9] I. A. T. Hashem, V. Chang, N. B. Anuar, K. Adewole, I. Yaqoob, A. Gani, E. Ahmed, and H. Chiroma, "The role of big data in smart city," *International Journal of Information Management*, vol. 36, no. 5, pp. 748–758, 2016.
- [10] K. Kessels, C. Kraan, L. Karg, S. Maggiore, P. Valkering, and E. Laes, "Fostering residential demand response through dynamic pricing schemes: A behavioural review of smart grid pilots in europe," *Sustainability*, vol. 8, no. 9, p. 929, 2016.
- [11] E. L. Karfopoulos, K. A. Panourgias, and N. D. Hatzigrygiou, "Distributed coordination of electric vehicles providing v2g regulation services," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 31, no. 4, pp. 2834–2846, 2015.
- [12] J. Coignard, P. MacDougall, F. Stadtmueller, and E. Vrettos, "Will electric vehicles drive distribution grid upgrades?: The case of california," *IEEE Electrification Magazine*, vol. 7, no. 2, pp. 46–56, 2019.
- [13] C. B. Jones, M. Lave, W. Vining, and B. M. Garcia, "Uncontrolled electric vehicle charging impacts on distribution electric power systems with primarily residential, commercial or industrial loads," *Energies*, vol. 14, no. 6, p. 1688, 2021.
- [14] B. Nykvist and M. Nilsson, "Rapidly falling costs of battery packs for electric vehicles," *Nature climate change*, vol. 5, no. 4, pp. 329–332, 2015.
- [15] J. W. Brennan and T. E. Barder, "Battery electric vehicles vs. internal combustion engine vehicles," *A United States-Based Comprehensive Assessment*, 2016. [Online]. Available: https://www.academia.edu/36608625/A_United_States_Based_Comprehensive_Assessment
- [16] C. Curry, "Lithium-ion battery costs and market," *Bloomberg New Energy Finance*, vol. 5, pp. 4–6, 2017.
- [17] J. Bates and D. Leibling, "Spaced out," *Perspectives on parking policy*, vol. 9, 2012.
- [18] V. Muñoz, A. Thomas, C. Navarrete, and R. Contreras, "Encuesta origen-destino de santiago 2012: Resultados y validaciones," *Ingeniería de Transporte*, vol. 19, no. 1, 2016.
- [19] INE. (2018) Instituto nacional de estadística, permiso de circulación 2018. [Online]. Available: <https://www.ine.cl/estadisticas/economia/transporte-y-comunicaciones/permiso-de-circulacion>
- [20] SEC. (2020) Superintendencia de electricidad y combustibles, infraestructura red eléctrica. [Online]. Available: <https://www.sec.cl/centro-de-descargas/#64-443-wpfd-infraestructura-dx>
- [21] R. Moreno, B. Bezerra, H. Rudnick, C. Suazo-Martinez, M. Carvalho, A. Navarro, C. Silva, and G. Strbac, "Distribution network rate making in latin america: An evolving landscape," *IEEE Power and Energy Magazine*, vol. 18, no. 3, pp. 33–48, 2020.
- [22] G. Ionescu, *Transportation and the environment: Assessments and sustainability*. CRC Press, 2017.
- [23] G. Pistoia and B. Liaw, *Behaviour of Lithium-Ion Batteries in Electric Vehicles: Battery Health, Performance, Safety, and Cost*. Springer, 2018.
- [24] S. Hardman, A. Jenn, G. Tal, J. Axsen, G. Beard, N. Daina, E. Figenbaum, N. Jakobsson, P. Jochem, N. Kinnear *et al.*, "A review of consumer preferences of and interactions with electric vehicle charging infrastructure," *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 62, pp. 508–523, 2018.
- [25] N. Sujitha and S. Krithiga, "Res based ev battery charging system: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 75, pp. 978–988, 2017.
- [26] (CNE). (2020) Comisión nacional de energía - precio de nudo de corto plazo. [Online]. Available: <https://www.cne.cl/wp-content/uploads/2020/01/ITD-PNCP-Ene20.pdf>
- [27] A. Ovalle, A. Hably, S. Bacha *et al.*, *Grid optimal integration of electric vehicles: Examples with Matlab implementation*. Springer, 2018.

APPENDIX

A. Characteristics and Projections of the City's Transport System

1) *Share of Vehicle by Zone*: Another relevant parameter is the vehicle distribution by zone, necessary to separate the vehicle park of the city and assign the BEVs to each zone. Figure 11 shows the share used in the case of study.

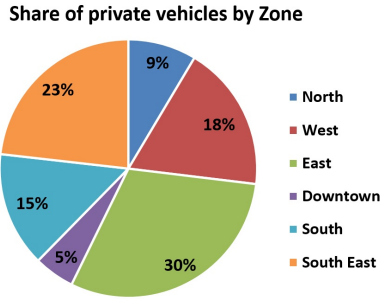


Fig. 11. Share of Private Vehicles Used in the Case of Study

2) *Travelling Speed*: There are four speed distributions of private vehicles by time frame (morning peak 1, morning peak 2, late afternoon peak and off-peak) determined in [18], these are used to estimate the vehicles' energy consumption. Figure 12 presents the distribution of travelling speed by time frame used in the case of study.

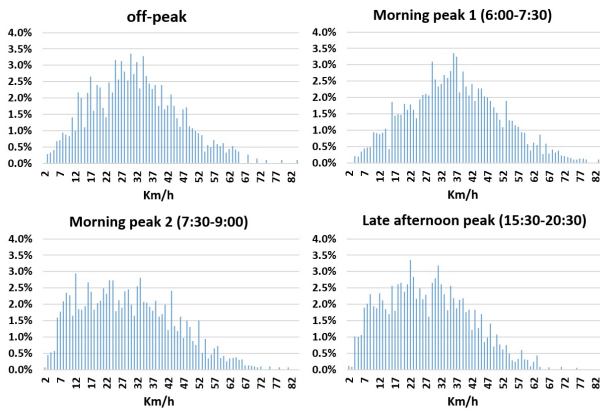


Fig. 12. Distributions of Private Vehicles Travelling Speed by Time Frame

3) *Vehicle Flow Distribution by Hour and Type of Day*: Figure 13 shows the normalized daily vehicle flow used in [1], differentiating between working days and weekend for the category of private vehicles.

Daily vehicle flow distributions are used to define the time frames of the trips performed in the city. The total number of trips is determined according to [18] and is projected for 2025 and 2030 with the same growth number of private vehicles presented in Figure 3.

B. Characteristics of BEV Consumption

1) *Energy Consumption Function Based on Travelling Speed and Battery Capacity*: A heuristic energy consumption function for BEVs depending on the BEV's battery capacity

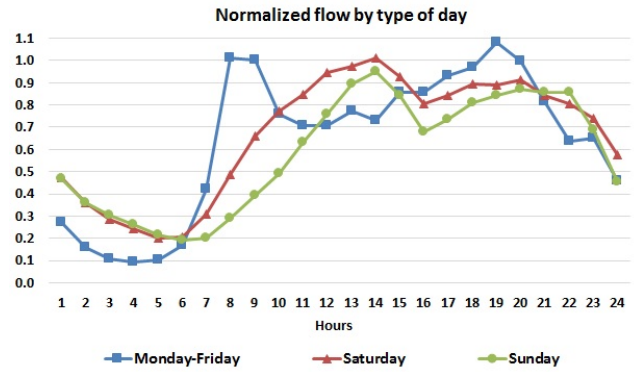


Fig. 13. Normalized Vehicle Flow by Hour and Type of Day.

and the travelling speed is considered for the case of study. Figure 14 presents examples of different consumption functions evaluated for a set of batteries.

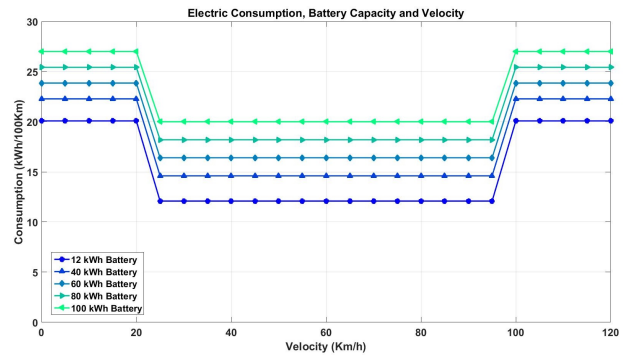


Fig. 14. Examples of Consumption Functions Used in the Simulation.

2) *Low Charge Curves*: Figure 15 shows an example of the low-charge curve used in the case of study for a car with a 20 kWh battery and another for a 50 kWh capacity.

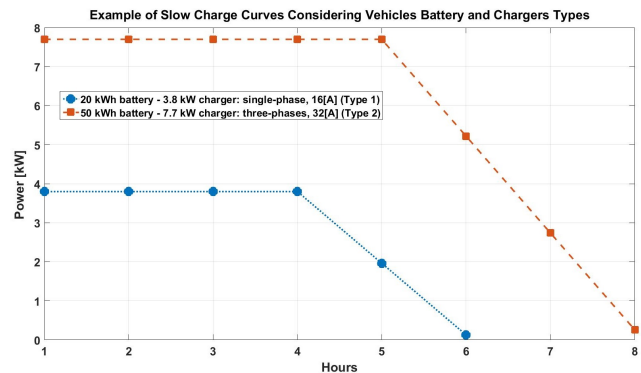


Fig. 15. Slow-charge Cycle Considered for BEVs.

This simulation has approximated the saturation stage of the slow charge, typically a convex curve [23], by a straight line.

3) *Distribution of BEV Battery Capacity*: The distribution of BEV capacity used in the case of study was settle based on the information shown in [23]. Figure 16 shows the distribution of battery capacity modeled for the BEVs in the case of study.

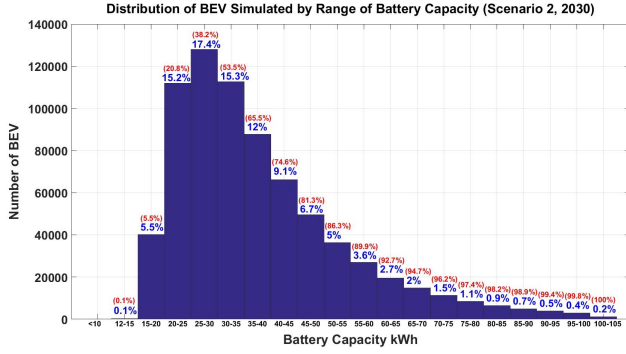


Fig. 16. Distribution of Battery Capacity Used in the Simulation

Figure 17 shows the range of battery capacity of several cars based on the information provided by producers.

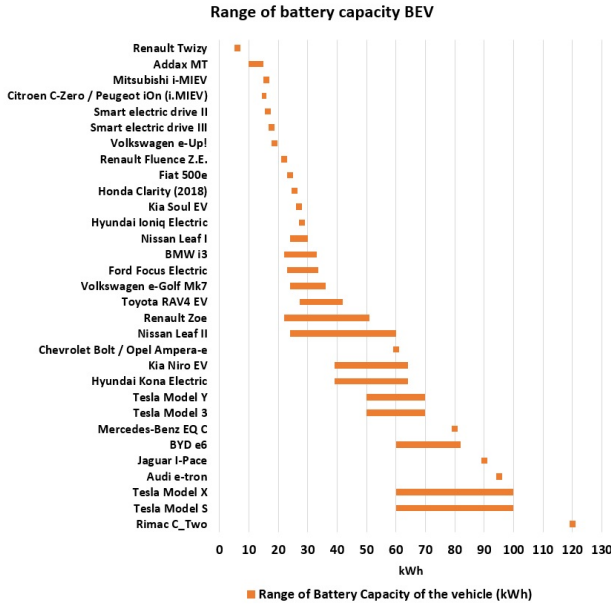


Fig. 17. Range of Battery Capacity of BEV Based on Producer Information

C. BEV Purchase and Sale Optimization Model

The objective function of the optimization problem is the cost of energy bought from the system by slow and fast charge.

$$\min \left(\sum_{i=1}^T \text{Tariff}_i * EL_i + \sum_{i=1}^T PF_i * EF_i \right) \quad (2)$$

where EL_i is the energy traded in hour i by slow load, ER_i is the energy bought at a fast charge in hour i , Tariff_i is the tariff associated with slow charge and PF_i is the price of fast load considering medium and long term. The hour i is restricted to the hours in which the vehicle is parked.

1) Restrictions Necessary to Complete the Daily Trips:

$$\sum_{i=1}^T (EL_i + ER_i) = E_{final} - E_{initial} \quad (3)$$

where E_{final} is the battery energy at the end of the day $E_{initial}$ is the battery energy at the beginning of the day's trips. This restriction establishes that the energy bought and sold by the electrical vehicle in the evaluation period must be equal to the energy required for the trips.

$$\sum_{j=1}^{i-1} (EL_j + ER_j) \geq$$

$$EneBat_{min} - E_{initial} - \sum_{j=1}^i E_{trip_j} \quad (4)$$

where $EneBat_{min}$ is the minimum energy admitted by the battery (SOC of 20%), E_{trip_j} is the energy necessary to perform the trips of hour j . This restriction states that the total energy stored in the electrical vehicle's battery at $i - 1$ should not be lower than the energy required for the trip made at hour i .

2) Restriction to Battery Storage:

$$\sum_{j=1}^i (EL_j + ER_j) \leq EneBat_{max} - E_{initial} \quad (5)$$

where $EneBat_{max}$ is the maximum energy the battery can store. This restriction states that the total energy stored in the electrical vehicle's battery should not exceed its maximum capacity for no hour whatsoever of the evaluation period.

$$\sum_{j=1}^i (EL_j + ER_j) \geq EneBat_{min} - E_{initial} \quad (6)$$

Constraint 6 shows that the total energy stored in the electrical vehicle's battery should not be lower than its minimum storage capacity for no hour whatsoever of the evaluation period.

$$ER_i \leq EneBat_{max} \quad (7)$$

This restriction shows that the energy supplied by fast charge should not be higher than the maximum storage capacity of the vehicle's battery.

3) Restrictions of the Battery's Slow-Charge Curve:

$$EL_i \leq EneCharger_{max} \quad (8)$$

where $EneCharger_{max}$ is the maximum capacity of the electrical vehicle's charger. This restriction represents the constant part or first stage of the slow charge curve.

$$\frac{-m}{EneBat_{max}} * \sum_{j=1}^{i-1} EL_j + EL_i \leq$$

$$\frac{-m}{EneBat_{max}} * \left(E_{initial} + \sum_{j=1}^{i-1} E_{trip_j} \right) \quad (9)$$

where m is the slope of the linear approximation of the electrical vehicle's slow-charge curve. This restriction represents the linear approximation of the saturation stage or second stage of the slow charge curve.

4) *Restrictions of Energy Injection Into the System:*

$$EL_i + EneDischarge_{max} \geq 0 \quad (10)$$

where $EneDischarge_{max}$ is the maximum energy to be extracted from the vehicle’s battery in one hour (in kWh). This restriction shows that the electrical vehicle cannot inject more energy into the system than that which its battery enables it to discharge in one hour.

$$ER_i \geq 0 \quad (11)$$

This restriction shows that it is only possible to buy energy by fast charge.

D. *Rooftop PV generation profile*

Figure 18 shows the monthly average profile of the solar installations considered in the theoretical exercise.

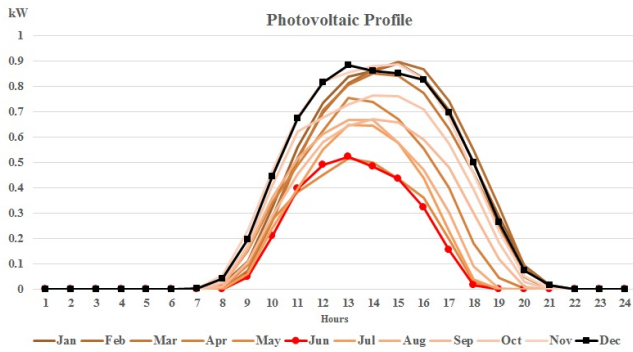


Fig. 18. Average Solar Generation Profile Used in the Evaluation.

The average profile shown in Figure 18 is derived from the hourly generation of Frontera FV, a small power plant without tracker located in the south of Santiago.

Conclusión

Este trabajo aborda en forma integrada la proyección de demanda horaria de las redes de distribución, el impacto de los cambios discretos en la configuración de los alimentadores producto de las reconfiguraciones necesarias para acomodar los incrementos de carga. El estudio incluye además los aumentos de carga, se analiza el caso especial de un aumento en la flota de autos eléctricos en conjunto con una masificación de la generación fotovoltaica en las zonas de concesión de la empresa distribuidora. Aquí se analiza, además, la potencialidad del diseño de esquemas tarifarios para evitar la sobrecarga de los alimentadores.

En primer lugar, el trabajo desarrolla una metodología de proyección de demanda horaria en un horizonte de mediano plazo aplicada a alimentador de distribución considerando la simulación de cambios discretos de carga (*DLC* usando el acrónimo en inglés para Discrete Load Change). Para la proyección se evaluaron diversos experimentos con los datos de entrada tomando en consideración los ciclos intra-diarios, intra-semanales e intra-anales de las series de demanda utilizados, y los resultados mostraron que al proyectar utilizando ciclos intra-diarios e intra-semanales, hasta la cuarta semana, es la mejor práctica cuando se utilizan técnicas como máquinas de vector de soporte y redes neuronales.

Se compararon los resultados de diferentes técnicas de proyección y el método de redes neuronales logró el mejor desempeño, alcanzando un error porcentual absoluto medio menor al 6% para más del 87% de los alimentadores. La segunda mejor técnica fue máquinas de vector de soporte con un 58% de los alimentadores con un error porcentual absoluto medio inferior al 6%. Además de proyectar la demanda se aborda el problema de los *DLCs* en la red de distribución, incorporando interconexiones entre alimentadores, dimensionando la cantidad de energía a transferir y aplicando un criterio de reconfiguración para evitar sobrecargas en las instalaciones. Como resultado una parte importante del crecimiento de la demanda está respaldada por una pequeña cantidad de refuerzos en la infraestructura de distribución. Los resultados obtenidos muestran un aumento en la tasa de uso de los alimentadores después de abordar las limitaciones de capacidad de ellos, lo que indica un aumento de la eficiencia en el uso de las instalaciones de distribución. Los resultados del trabajo muestran que al evaluar el desempeño de la proyección el error porcentual absoluto medio permanece en un rango más bajo (entre 9 y 13%) en comparación con el método utilizado actualmente por la industria. Además, el número total de eventos de *DLC* pronosticados y las estadísticas analizadas son muy cercanas a las registradas en el mismo período (2014-2017). Otro aspecto del trabajo desarrollado es la identificación y ajuste del fenómeno de las reconfiguraciones de la red y de la incorporación de grandes consumidores en los alimentadores de distribución. Las pruebas se llevaron a cabo utilizando datos reales de una empresa de distribución, para 169

alimentadores y en un período de tiempo de 6 años. Los resultados del estudio muestran una mejora notoria en la proyección de demanda en el medio plazo cuando se utilizan los métodos de ajuste propuestos (*LA*). El mejor método desarrollado, es capaz de mejorar el pronóstico de demanda en un 71 % en promedio, para todos los años analizados, en comparación con el caso en el que no se ajusta ningún *DLC*. La proyección de demanda y la simulación de la reconfiguración entre alimentadores son temas tratados en esta tesis que han sido identificados como relevantes por el regulador chileno, él que ha impulsado cambios normativos que permitirán tener mas información para mejorar las proyecciones desarrolladas en esta tesis.

En la tercera línea de investigación desarrollada en esta tesis se simulan los requerimientos energéticos de los vehículos eléctricos considerando los patrones de transporte, las características del sistema de transporte de una ciudad, la caracterización de los vehículos y las limitaciones del sistema de distribución. Se utiliza información pública georreferenciada de la infraestructura eléctrica en distribución para modelar la conexión de los vehículos eléctricos a la red. También a partir de información pública se simula generación solar fotovoltaica en algunos de los alimentadores de distribución, representado una mayor penetración de esta tecnología en los techos de los hogares para el 2030. Esto último, en conjunto con registros reales de la demanda en los alimentadores de distribución, para dos grandes zonas de la ciudad, permiten modelar distintos escenarios de demanda en los alimentadores de una ciudad. Combinando todos estos datos, se aborda el efecto que puede tener aplicar diferentes tarifas a los usuarios de vehículos eléctricos y su impacto en el margen de capacidad de los alimentadores de distribución. Los procesos de Monte Carlo simulados en este trabajo muestran que al distribuir los vehículos eléctricos en los alimentadores según el número de clientes residenciales y comerciales, se producen escenarios más exigentes para el sistema, cuando se compara con una distribución aleatoria de los vehículos en los alimentadores. No obstante, para todas las distribuciones analizadas, y para todas las tarifas por bloque propuestas (3-Bloques y 6-Bloques), se supera la capacidad máxima de más del 30 % de los alimentadores en más del 10 % de las horas del año. Por lo tanto, implementar un esquema de tarifas para vehículos eléctricos similares a las existentes, en un escenario de alta penetración de vehículos eléctricos, podría generar problemas técnicos a nivel de distribución. Los resultados de los esquemas tarifarios por bloques horarios analizados en esta tesis se contrastan con los resultados de una tarifa fija donde solo el 10 % de los alimentadores analizados superan la capacidad máxima en un 1 % de las horas del año. Sin embargo, la tarifa fija no utiliza la flexibilidad de los vehículos eléctricos para evitar congestiones en las horas de máxima demanda de un alimentador o para aplanar el consumo en la cabeza del transformador de distribución. En el diseño de esquemas tarifarios, en esta tesis, se analiza la potencialidad para evitar que los alimentadores se sobrecarguen cuando hay una gran proporción de vehículos eléctricos en el mercado, y para esto propone una tarifa anual ajustada y una tarifa mensual dinámica. En el caso de la tarifa mensual dinámica, se observa un nivel de agregación adecuado y suficiente para considerarla una tarifa simple, pero que permite aplanar la demanda por alimentador y aumentar significativamente la cantidad de vehículos eléctricos que se pueden conectar a un alimentador, antes de alcanzar su capacidad máxima. Los resultados de esta tarifa muestran que en comparación con una tarifa fija o plana, el alimentador residencial evaluado podría aumentar la cantidad de vehículos conectados de 2.339 a 4.233 y de igual forma el alimentador comercial aumenta ese valor de 3.873 a 6.304. Los mismos resultados, con cifras diferentes, se verifican cuando se considera la generación solar fotovoltaica en los casos evaluados. Los cambios regulatorios futuros deberían ser lo suficientemente flexibles para permitir que los

agentes que correspondan puedan ofrecer tarifas diferenciadas en función de los perfiles de carga de los alimentadores. Cuando las tarifas se diseñan en base a este criterio, las cargas de los alimentadores se aplanan, aumentando el uso de los alimentadores y reduciendo su congestión en momentos de demanda máxima.

Esta tesis presenta un trabajo de investigación aplicado a la ciudad de Santiago de Chile, en el que se han utilizado grandes bases de datos con el objetivo de generar conocimiento a partir de la información disponible. Para proyectar la demanda por alimentador se emplearon bases de datos de consumo eléctrico proporcionadas por la distribuidora de Santiago y bases de datos del modelo de infraestructura de la Superintendencia de Electricidad y Combustibles. Para modelar el efecto de las tarifas en el comportamiento de los usuarios de vehículos eléctricos y su impacto sobre las redes de distribución, además de las bases de datos de consumo eléctrico e infraestructura, se utilizó información de la Encuesta Origen Destino del Ministerio de Transporte, estadísticas del Instituto Nacional de Estadística y variables de transporte proyectadas para Santiago en el proyecto *Risk Habitat Megacity*.

Trabajos futuros

Los métodos de proyección de demanda desarrollados en las dos primeras publicaciones permitirían a futuro evaluar los beneficios locales de contar con instalaciones de almacenamiento, generación distribuida o vehículos eléctricos, los que podrían modificar la planificación de los refuerzos de infraestructura estimados para las redes de distribución. Respecto a la proyección de demanda con técnicas de load forecasting se proponen trabajos futuros centrados en la aplicación de estos métodos para la proyección de demanda de mediano plazo con granularidad horaria con la posibilidad de incorporar, por ejemplo, variables meteorológicas en la estimación. Otro trabajo futuro que se propone es el de desarrollar nuevas metodologías de proyección considerando la estructura jerárquica de los registros en las redes eléctricas y de esta forma proyectar de manera consistente la demanda con distintos niveles de agregación. Por ejemplo, una proyección conjunta de demanda del cliente final, la subestación secundaria de distribución (conjunto de clientes) y la subestación primaria de distribución (conjunto de subestaciones secundarias) que sean consistente y consideren el hecho de que una dependencia física entre ellas. En relación a la investigación desarrollada para los Vehículos eléctricos, como trabajo futuro se propone modelar la carga de las baterías de VE restringida solo a generación costo efectiva y no gestionable, por ejemplo, producida en horarios de baja demanda por paneles fotovoltaicos en los techos de los hogares, para luego entregar esa energía al sistema en los momentos de mayor exigencia para el alimentador.

Bibliografía

- [1] D. Heinrichs, K. Krellenberg, B. Hansjürgens, and F. Martínez, *Risk habitat megacity*. Springer Science & Business Media, 2011.
- [2] M. V. Moreno, F. Terroso-Sáenz, A. González-Vidal, M. Valdés-Vela, A. F. Skarmeta, M. A. Zamora, and V. Chang, “Applicability of big data techniques to smart cities deployments,” *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 13, no. 2, pp. 800–809, 2017.
- [3] I. A. T. Hashem, V. Chang, N. B. Anuar, K. Adewole, I. Yaqoob, A. Gani, E. Ahmed, and H. Chiroma, “The role of big data in smart city,” *International Journal of Information Management*, vol. 36, no. 5, pp. 748–758, 2016.
- [4] K. Kessels, C. Kraan, L. Karg, S. Maggiore, P. Valkering, and E. Laes, “Fostering residential demand response through dynamic pricing schemes: A behavioural review of smart grid pilots in europe,” *Sustainability*, vol. 8, no. 9, p. 929, 2016.
- [5] T. Soares, C. Fonseca, H. Morais, S. Ramos, and T. Sousa, “Assessment of real-time tariffs for electric vehicles in denmark,” in *2019 IEEE Milan PowerTech*, pp. 1–6, IEEE, 2019.
- [6] P. Palensky and D. Dietrich, “Demand side management: Demand response, intelligent energy systems, and smart loads,” *IEEE transactions on industrial informatics*, vol. 7, no. 3, pp. 381–388, 2011.
- [7] I. Pérez-Arriaga and C. Knittle, *Utility of the future: An mit energy initiative response to an industry in transition*. MIT Energy Initiative, 2016.
- [8] B. N. E. Finance, “Electric vehicle outlook,” 2019.
- [9] J. W. Brennan and T. E. Barder, “Battery electric vehicles vs. internal combustion engine vehicles,” *A United States-Based Comprehensive Assessment*. Available: http://www.adlittle.us/uploads/tx_extthoughtleadership/ADL_BEVs_vs_ICEVs_FINAL_November_292016.pdf. [Accessed: Sept. 7, 2017], 2016.
- [10] B. Nykvist and M. Nilsson, “Rapidly falling costs of battery packs for electric vehicles,” *nature climate change*, vol. 5, no. 4, p. 329, 2015.

- [11] “Guía del vehículo eléctrico,” <https://www.fenercom.com/pages/publicaciones/publicacion.php?id=217>. Accessed: 2019-01-20.
- [12] V. Muñoz, A. Thomas, C. Navarrete, and R. Contreras, “Encuesta origen-destino de santiago 2012: Resultados y validaciones,” *Ingeniería de Transporte*, vol. 19, no. 1, 2016.
- [13] X. Sun, P. B. Luh, K. W. Cheung, W. Guan, L. D. Michel, S. Venkata, and M. T. Miller, “An efficient approach to short-term load forecasting at the distribution level,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 31, no. 4, pp. 2526–2537, 2015.
- [14] H. L. Willis, R. Powell, and D. Wall, “Load transfer coupling regression curve fitting for distribution load forecasting,” *IEEE transactions on power apparatus and systems*, no. 5, pp. 1070–1076, 1984.
- [15] J. Yasuoka, J. L. P. Brittes, H. Schmidt, and J. A. Jardini, “Artificial neural network-based distribution substation and feeder load forecast,” in *16th International Conference and Exhibition on Electricity Distribution, 2001. Part 1: Contributions. CIRED.(IEE Conf. Publ No. 482)*, vol. 5, pp. 5–pp, IET, 2001.
- [16] J. Fidalgo and J. P. Lopes, “Load forecasting performance enhancement when facing anomalous events,” *IEEE transactions on power systems*, vol. 20, no. 1, pp. 408–415, 2005.
- [17] X. Bai, M. Gang, and L. Ping, “A method of spatial load forecasting based on feeder,” in *2008 Third International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies*, pp. 1548–1553, IEEE, 2008.
- [18] D. He, T. Habetler, M. J. Mousavi, and N. Kang, “A zip model-based feeder load modeling and forecasting method,” in *2013 IEEE Power & Energy Society General Meeting*, pp. 1–5, IEEE, 2013.
- [19] R. Weron, *Modeling and forecasting electricity loads and prices: A statistical approach*, vol. 403. John Wiley & Sons, 2007.
- [20] M. Kandil, S. M. El-Debeiky, and N. Hasanien, “Long-term load forecasting for fast developing utility using a knowledge-based expert system,” *IEEE transactions on Power Systems*, vol. 17, no. 2, pp. 491–496, 2002.
- [21] R. J. Hyndman and S. Fan, “Density forecasting for long-term peak electricity demand,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 25, no. 2, pp. 1142–1153, 2010.
- [22] E. Gonzalez-Romera, M. A. Jaramillo-Moran, and D. Carmona-Fernandez, “Monthly electric energy demand forecasting based on trend extraction,” *IEEE Transactions on power systems*, vol. 21, no. 4, pp. 1946–1953, 2006.
- [23] H. Al-Hamadi and S. Soliman, “Long-term/mid-term electric load forecasting based on short-term correlation and annual growth,” *Electric power systems research*, vol. 74, no. 3, pp. 353–361, 2005.

- [24] D. Asber, S. Lefebvre, M. Saad, and C. Desbiens, “Modeling of distribution loads for short and medium-term load forecasting,” in *2007 IEEE Power Engineering Society General Meeting*, pp. 1–5, IEEE, 2007.
- [25] U. B. Filik, O. N. Gerek, and M. Kurban, “Hourly forecasting of long term electric energy demand using a novel modeling approach,” in *2009 Fourth International Conference on Innovative Computing, Information and Control (ICICIC)*, pp. 115–118, IEEE, 2009.
- [26] T. Hong, J. Wilson, and J. Xie, “Long term probabilistic load forecasting and normalization with hourly information,” *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 5, no. 1, pp. 456–462, 2013.
- [27] Ü. B. Filik, Ö. N. Gerek, and M. Kurban, “A novel modeling approach for hourly forecasting of long-term electric energy demand,” *Energy Conversion and Management*, vol. 52, no. 1, pp. 199–211, 2011.
- [28] C. Xia, J. Wang, and K. McMenemy, “Short, medium and long term load forecasting model and virtual load forecaster based on radial basis function neural networks,” *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 32, no. 7, pp. 743–750, 2010.
- [29] Y. Goude, R. Nedellec, and N. Kong, “Local short and middle term electricity load forecasting with semi-parametric additive models,” *IEEE transactions on smart grid*, vol. 5, no. 1, pp. 440–446, 2014.
- [30] G. P. Zhang, “Avoiding pitfalls in neural network research,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, vol. 37, no. 1, pp. 3–16, 2006.
- [31] S. R. Khuntia, B. W. Tuinema, J. L. Rueda, and M. A. van der Meijden, “Time-horizons in the planning and operation of transmission networks: an overview,” *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 10, no. 4, pp. 841–848, 2016.
- [32] A. Ipakchi and F. Albuyeh, “Grid of the future,” *IEEE power and energy magazine*, vol. 7, no. 2, pp. 52–62, 2009.
- [33] H. Gharavi and R. Ghafurian, “Smart grid: The electric energy system of the future [scanning the issue],” *Proceedings of the IEEE*, vol. 99, pp. 917–921, June 2011.
- [34] H. Farhangi, “The path of the smart grid,” *IEEE power and energy magazine*, vol. 8, no. 1, 2010.
- [35] K. Knorr, A. Dreher, and D. Böttger, “Common dimensioning of frequency restoration reserve capacities for european load-frequency control blocks: An advanced dynamic probabilistic approach,” *Electric Power Systems Research*, vol. 170, pp. 358–363, 2019.
- [36] S.-C. Chan, K. M. Tsui, H. Wu, Y. Hou, Y.-C. Wu, and F. F. Wu, “Load/price forecasting and managing demand response for smart grids: Methodologies and challenges,” *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 29, no. 5, pp. 68–85, 2012.

- [37] J. S. Vardakas, N. Zorba, and C. V. Verikoukis, “A survey on demand response programs in smart grids: Pricing methods and optimization algorithms,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 17, no. 1, pp. 152–178, 2015.
- [38] H. K. Alfares and M. Nazeeruddin, “Electric load forecasting: literature survey and classification of methods,” *International journal of systems science*, vol. 33, no. 1, pp. 23–34, 2002.
- [39] W. Charytoniuk and M.-S. Chen, “Very short-term load forecasting using artificial neural networks,” *IEEE transactions on Power Systems*, vol. 15, no. 1, pp. 263–268, 2000.
- [40] C. Guan, P. B. Luh, L. D. Michel, Y. Wang, and P. B. Friedland, “Very short-term load forecasting: wavelet neural networks with data pre-filtering,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 28, no. 1, pp. 30–41, 2013.
- [41] T. Hong, *Short Term Electric Load Forecasting*. PhD thesis, North Carolina State University, 2010.
- [42] H. Quan, D. Srinivasan, and A. Khosravi, “Short-term load and wind power forecasting using neural network-based prediction intervals,” *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, vol. 25, no. 2, pp. 303–315, 2014.
- [43] O. Abedinia and N. Amjady, “Short-term load forecast of electrical power system by radial basis function neural network and new stochastic search algorithm,” *International transactions on electrical energy systems*, vol. 26, no. 7, pp. 1511–1525, 2016.
- [44] O. Abedinia, N. Amjady, and H. Zareipour, “A new feature selection technique for load and price forecast of electrical power systems,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 32, no. 1, pp. 62–74, 2016.
- [45] M. Mohammadi, F. Talebpour, E. Safaee, N. Ghadimi, and O. Abedinia, “Small-scale building load forecast based on hybrid forecast engine,” *Neural Processing Letters*, vol. 48, no. 1, pp. 329–351, 2018.
- [46] M. Ghiassi, H. Saidane, and D. Zimbra, “A dynamic artificial neural network model for forecasting time series events,” *International Journal of Forecasting*, vol. 21, no. 2, pp. 341–362, 2005.
- [47] C.-C. Hsu and C.-Y. Chen, “Regional load forecasting in taiwan—applications of artificial neural networks,” *Energy conversion and Management*, vol. 44, no. 12, pp. 1941–1949, 2003.
- [48] X. Sun, P. B. Luh, K. W. Cheung, W. Guan, L. D. Michel, S. Venkata, and M. T. Miller, “An efficient approach to short-term load forecasting at the distribution level,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 31, no. 4, pp. 2526–2537, 2016.
- [49] R. J. Hyndman, Y. Khandakar, *et al.*, *Automatic time series for forecasting: the forecast package for R*. No. 6/07, Monash University, Department of Econometrics and Business Statistics, 2007.

- [50] R. Hyndman, A. B. Koehler, J. K. Ord, and R. D. Snyder, *Forecasting with exponential smoothing: the state space approach*. Springer Science & Business Media, 2008.
- [51] Y. Bengio *et al.*, “Learning deep architectures for ai,” *Foundations and trends® in Machine Learning*, vol. 2, no. 1, pp. 1–127, 2009.
- [52] K. Smets, B. Verdonk, and E. M. Jordaan, “Evaluation of performance measures for svr hyperparameter selection,” in *Neural Networks, 2007. IJCNN 2007. International Joint Conference on*, pp. 637–642, IEEE, 2007.
- [53] J. W. Taylor, “Triple seasonal methods for short-term electricity demand forecasting,” *European Journal of Operational Research*, vol. 204, no. 1, pp. 139–152, 2010.
- [54] A. M. De Livera, R. J. Hyndman, and R. D. Snyder, “Forecasting time series with complex seasonal patterns using exponential smoothing,” *Journal of the American Statistical Association*, vol. 106, no. 496, pp. 1513–1527, 2011.
- [55] I. G. E. Outlook, “to electric mobility,” *IEA: Paris, France*, 2019.
- [56] M. Lombardi, K. Panerali, S. Rousselet, and J. Scalise, “Electric vehicles for smarter cities: the future of energy and mobility,” in *World Economic Forum*. http://www3.weforum.org/docs/WEF_2018_%20Electric_For_Smarter_Cities.pdf, 2018.
- [57] R. Deng, Z. Yang, M.-Y. Chow, and J. Chen, “A survey on demand response in smart grids: Mathematical models and approaches,” *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 11, no. 3, pp. 570–582, 2015.
- [58] C. Curry, “Lithium-ion battery costs and market,” *Bloomberg New Energy Finance*, vol. 5, 2017.
- [59] J. Bates and D. Leibling, “Spaced out: Perspectives on parking policy,” 2012.
- [60] SEC, “Superintendencia de electricidad y combustibles - infraestructura red eléctrica,” 2016.
- [61] N. I. of Statistics (INE), “Permiso de circulación 2018,” 2018.
- [62] G. Ionescu, *Transportation and the environment: Assessments and sustainability*. CRC Press, 2017.
- [63] G. Pistoia and B. Liaw, *Behaviour of Lithium-Ion Batteries in Electric Vehicles: Battery Health, Performance, Safety, and Cost*. Springer, 2018.
- [64] S. Hardman, A. Jenn, G. Tal, J. Axsen, G. Beard, N. Daina, E. Figenbaum, N. Jakobsson, P. Jochem, N. Kinnear, *et al.*, “A review of consumer preferences of and interactions with electric vehicle charging infrastructure,” *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 62, pp. 508–523, 2018.
- [65] N. Sujitha and S. Krithiga, “Res based ev battery charging system: A review,” *Renewable*

and Sustainable Energy Reviews, vol. 75, pp. 978–988, 2017.