

Estudio de consultoría para construir propuestas de metodologías basadas en líneas base de consumo o mecanismos alternos para utilizar la flexibilidad de consumo de los usuarios de energía en programas de Respuesta de la Demanda:

Revisión internacional

---

*Preparado para:*

*Comisión de Regulación de Energía y Gas  
CREG*

*10-12-2020*

## Contenido

2. Revisión Internacional.....	4
2.1. Generalidades de los programas.....	4
2.1.1. Respuesta de la Demanda .....	5
2.1.2. Tipos de programas de Respuesta de la Demanda .....	5
2.1.3. Tipos de usuarios en programas de Respuesta de la Demanda.....	6
2.1.4. Definiciones .....	6
2.2. Descripción de mercados seleccionados.....	8
2.2.1. Estados Unidos .....	8
2.2.2. Francia .....	17
2.2.3. Australia .....	21
2.2.4. Corea del Sur .....	23
2.2.5. Argentina.....	25
2.2.6. Brasil.....	25
2.3. Síntesis de metodologías.....	25
2.3.1. Metodologías seleccionadas .....	26
2.3.2. Beneficios de los programas de RD .....	27
2.3.3. Limitaciones de los programas de RD .....	28
2.3.4. Costos de los programas de RD.....	28
2.4. Aplicación de líneas base de consumo en los programas de respuesta de la demanda analizados para diferentes tipos de usuario .....	29
2.5. Comparación de metodologías .....	30
2.5.1. Criterios para comparación de metodologías .....	30
2.6. Apreciación de metodologías por criterios cualitativos.....	32
2.7. Comparación cuantitativa .....	35
2.7.1. Introducción .....	35
2.7.2. Procedimiento .....	36
2.7.3. Descripción .....	37
2.7.4. Índices de exactitud y precisión .....	37

Índices de Precisión .....	39
2.7.5.    Resultados .....	39
2.8.    Esquemas para usuarios sin LBC .....	69
2.8.1.    Seguidor de precio .....	69
2.8.2.    Usuario especulador.....	71
2.8.3. Grupos de control .....	72
2.8.4. Algoritmos de ingeniería .....	73
2.9.    Desarrollos futuros .....	75
2.9.1. Métodos de Inteligencia Artificial .....	75
2.9.2.    Métodos Bayesianos .....	84
2.9.3.    Línea de Base Energética (LBE) en los Sistemas de Gestión de la Energía .....	85
2.10.    Conclusiones y Recomendaciones .....	88
Anexos .....	91
Referencias .....	91

## 2. Revisión Internacional

En los programas de respuesta de la demanda establecidos en diferentes mercados se emplean líneas base de consumo, las cuales permiten establecer el ahorro en el consumo de energía eléctrica de los usuarios, monetizando este último y convirtiendo al consumidor de energía en un agente activo dentro del mercado. El presente documento comprende una revisión de las líneas base de consumo establecidas en algunos de los mercados de energía eléctrica más desarrollados del mundo y realiza una serie de conclusiones y recomendaciones para el establecimiento de líneas base en programas de respuesta de la demanda en Colombia, que fueron tomadas a partir del desarrollo de las diferentes secciones.

Este documento se desarrolla como se expone a continuación. En la sección 2.1. se expresan los conceptos más importantes para entender el desarrollo de una línea base de consumo dentro de los programas de respuesta de la demanda. En la sección 2.2 se realiza una revisión internacional de las metodologías de líneas base de consumo establecidas en diferentes programas de respuesta de la demanda en los mercados de energía eléctrica con mayor desarrollo de este tipo de mecanismos. A saber, se estudian las líneas base de consumo de los mercados de Estados Unidos, Francia, Australia, Corea del Sur, Argentina y Brasil, los últimos dos con el propósito de conocer sobre algunos ejemplos de LBC establecidos en América Latina. Los beneficios, limitaciones y costos se exponen en la Sección 2.3. y posteriormente estas metodologías son comparadas en la Sección 2.4 para diferentes tipos de usuarios. Posteriormente, en la Secciones 2.5, 2.6. y 2.7., se realiza la comparación de metodologías a través de una serie de criterios cualitativos y cuantitativos, que deben ser claves para la evaluación de una línea base de consumo adecuada. Después de realizar algunos comentarios sobre los resultados de la comparación cuantitativa, en la Sección 2.8 se pasa a realizar la exposición de diferentes mecanismos que permiten la entrada de usuarios a estos programas sin el cálculo de una línea base de consumo de estos, posibilitando que usuarios cuyo error de estimación es muy alto participen en este tipo de programas. El equipo consultor ha desarrollado una sección adicional sobre desarrollos futuros, en la cual se expone de manera general los métodos más innovadores para realizar el cálculo de líneas base de consumo, y que, si bien aún no se utilizan frecuentemente en los mercados, tienen buenas perspectivas de ser usados en el futuro por sus ventajas en términos de precisión y exactitud del cálculo en la Sección 2.9. Por último, en base en todo lo anterior, se destacan las recomendaciones y conclusiones más importantes, las cuales se encuentran en la Sección 2.10.

En la Tabla A del Anexo 1 del presente documento se puede encontrar la ubicación del desarrollo de las diferentes actividades conforme los términos de referencia.

### 2.1. Generalidades de los programas

En este apartado del documento se encuentran las definiciones y conceptos utilizados en la definición de los programas de respuesta de la demanda y las metodologías de líneas base de consumo que son utilizadas en el documento. El entendimiento de esta sección permitirá que el lector pueda comprender con facilidad los análisis realizados en los demás apartados.

### 2.1.1. Respuesta de la Demanda

La Respuesta de la Demanda-RD se presenta como una nueva fuente de recursos para gestionar el equilibrio entre oferta y demanda de los mercados de energía eléctrica en el mundo. Esta herramienta ha permitido mantener el balance oferta demanda del sistema eléctrico a través de reducciones programadas de consumo energético por parte de usuarios, en respuesta a un aumento en el precio de la energía eléctrica o al pago de incentivos para inducir un menor consumo de la misma<sup>1</sup>, en momentos de alta demanda, de escasez de oferta o de mantenimiento de sistemas, comúnmente conocidos en la literatura como *Eventos*. Esta fuente de recursos es relativamente innovadora, pues históricamente la demanda de energía ha sido un actor pasivo dentro del mercado, modelada como inelástica<sup>2</sup>.

En la utilización de este recurso se han percibido numerosos beneficios para los mercados, como i) la oportunidad de que los consumidores participen activamente en el mercado a través de la adquisición de conocimiento sobre sus propios patrones de consumo, permitiendo la gestión de estos, consumiendo energía en periodos en donde el precio incentiva su uso eficiente, ii) beneficios ambientales por el reemplazo de recursos de la generación con combustibles fósiles y iii) aumento en la confiabilidad de los sistemas eléctricos. La respuesta de la demanda beneficia la seguridad de suministro, la integración de renovables, la competencia en el mercado y el empoderamiento del consumidor<sup>3</sup>. Además, los programas de respuesta de la demanda también han ofrecido mayor aseguramiento del sistema, evitando racionamientos cuando la oferta no es suficiente para atender a la demanda.

### 2.1.2. Tipos de programas de Respuesta de la Demanda

Basados en la información consultada, existen principalmente tres tipos de programas de respuesta de la demanda:

1. Económicos o de respuesta al precio, basados en la oportunidad de competir con ofertas de precio para ser despachados en los mercados. Los usuarios reciben el precio del mercado por la energía que no fue consumida durante el evento.
2. Para emergencia o confiabilidad, los cual se asemejan al económico, pero con la salvedad de que el usuario acepta que la respuesta deberá ser controlada por el Despacho y los participantes del programa se encuentran obligados contractualmente a proveer una cantidad definida de capacidad. Este tipo de programas también se pueden encontrar en el mercado de servicios complementarios.
3. Programas para picos de demanda, en los cuales se dispone del recurso para atender las horas pico del sistema.

---

<sup>1</sup> (1)The Demand Response Baseline. White Paper. Enernoc, 2011.

<sup>2</sup> (2)Respuesta de la Demanda: Propuesta de implementación en el Mercado Colombiano. Alianza ISA-ENERNOC, 2016.

<sup>3</sup> (3)Mapping Demand Response in Europe Today. SEDC, 2015.

### 2.1.3. Tipos de usuarios en programas de Respuesta de la Demanda

Frecuentemente, este tipo de programas se aplican para grandes consumidores de energía, ya sea industriales o comerciales, que tengan la capacidad de gestionar sus procesos de producción e inventarios con el fin de influir sobre su demanda de consumo de energía en momentos en que el sistema lo requiere.

Grandes aliados de los programas de RD han sido los agregadores de demanda, los cuales agrupan usuarios finales generalmente pequeños y gestionan su demanda de energía eléctrica, representándolos así ante los operadores del sistema en los programas. En algunos países en donde los dispositivos de medición y la regulación lo permiten, estos agregadores operan como plantas de energía virtual (VPP por sus siglas en inglés), que son una agregación de recursos de energía pequeños y medianos dispersos conectados a la red de distribución, con el objetivo de permitir que estas pequeñas fuentes de energía proporcionen servicios a la red<sup>4</sup>. Este tipo de agentes agrupan a los usuarios comerciales, industriales, institucionales y residenciales y presenta su reducción de demanda agregada al sistema como una única entidad o recurso.

### 2.1.4. Definiciones

A continuación, se presentan algunas definiciones de referencia utilizadas en el desarrollo del estudio y a lo largo del documento.

#### 2.1.4.1. Línea Base de Consumo – LBC

Dado que los programas de RD están diseñados para reducir el consumo de energía eléctrica de los usuarios en periodos requeridos por el sistema, se emplean metodologías para estimar el consumo esperado de los diferentes tipos de usuarios, que permita dar respuesta a la siguiente pregunta:

En ausencia de un evento de RD, ¿Cuál habría sido el consumo energético por parte de un usuario?

Este valor estimado recibe el nombre de Línea Base de Consumo-LBC en la literatura internacional y como se verá más adelante, se presentan en diferentes tipos y poseen características deseables para medir la reducción de la demanda como respuesta a una orden o señal de control previamente acordadas.

Las LBC representan el consumo esperado de la demanda de energía de un usuario bajo condiciones normales, es decir, en ausencia de eventos de respuesta de la demanda. Para verificar el desempeño de un usuario y efectuar el pago de los incentivos al mismo se compara el consumo real del usuario con la LBC del periodo del evento. Esta diferencia es la medida de la reducción del consumo. Para ilustrar lo anterior se expone la Figura 1.

Al inicio del programa, se realiza una estimación del consumo energético del usuario en diferentes periodos del día. El momento A define la hora en la cual fue notificada la ocurrencia de un evento, cuya hora de inicio y finalización corresponde a los puntos B y C respectivamente. Como se aprecia, el comportamiento del usuario fue correcto, al haber mantenido su consumo por debajo de la línea

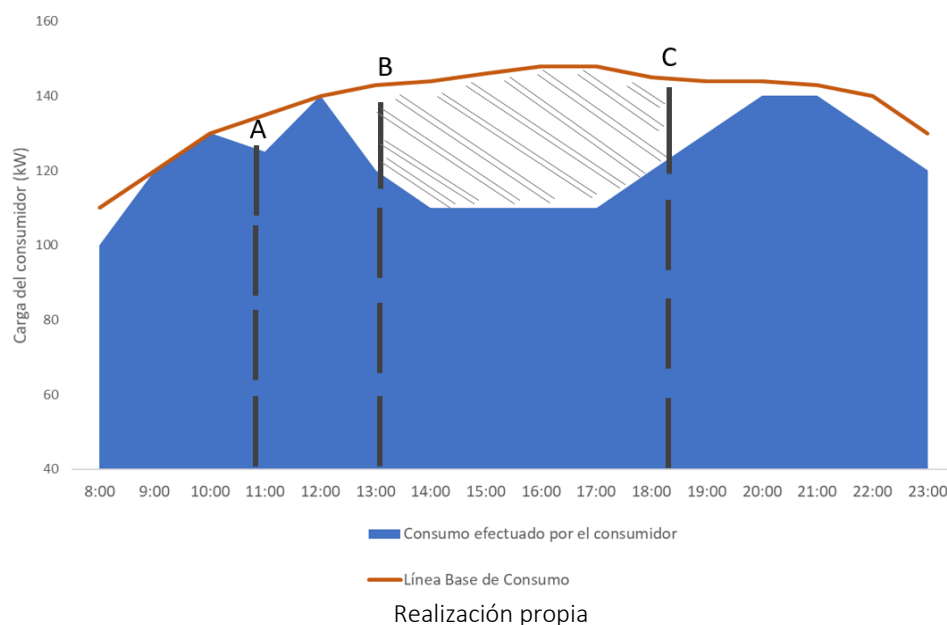
---

<sup>4</sup> (4)Aggregators: Innovation Landscape Brief. IRENA, 2019.

base de consumo durante toda la duración del evento, por lo que se le remunera por la cantidad de energía que fue reducida con respecto a la misma.

**Figura 2.1.**

#### Funcionamiento de LBC



#### 2.1.4.2. *Predictores*

Variables a partir de las cuales se estima la LBC. Dependiendo del método utilizado, algunos ejemplos de predictores pueden ser el consumo de energía eléctrica de días anteriores, de semanas o inclusive de los meses de años anteriores.

#### 2.1.4.3. *Tamaño de la muestra*

Período de tiempo dentro del cual se seleccionan los valores reales de las variables predictoras.

#### 2.1.4.4. *Horizonte de predicción*

Periodo para el cual se realiza la predicción de la línea base de consumo.

#### 2.1.4.5. *Intervalo de tiempo*

Frecuencia de medición del sistema o período de tiempo para el cual se define cada valor de la LBC.

#### 2.1.4.6. *Tipo de usuario*

Usuarios acogidos por el programa. En la mayoría de las experiencias consultadas, estos son representados por grandes consumidores de energía tanto industriales como comerciales. En el caso de los usuarios residenciales, estos suelen ser representados a través un agregador de demanda.

#### 2.1.4.7. *Requisitos de medida*

Dispositivo tecnológico que hace posible la captura y el envío de los datos de consumo energético por parte de los usuarios y de las señales u órdenes de control.

#### *2.1.4.8. Ajuste de la línea base*

Complementos aritméticos al cálculo de la LBC, que capturan el comportamiento del consumo energético con mediciones del mismo día del evento.

#### *2.1.4.9. Error de predicción*

El error de predicción es un indicador de la diferencia entre el consumo estimado y efectivo de los usuarios. Este se mide tradicionalmente a través del error cuadrático medio relativo de la raíz (RRMSE por sus siglas en inglés) o el error absoluto, los cuales toman la diferencia entre el consumo estimado y efectivo de los usuarios y la dividen por el número de periodos en los cuales se desarrolló el evento. En la Sección 2.7. del presente documento se encuentran las expresiones matemáticas de estas metodologías de medición del error.

## **2.2. Descripción de mercados seleccionados**

En el presente documento se realiza una presentación general de las líneas base de consumo implementadas en diferentes programas de seis países. En específico, se escogieron los mercados de Estados Unidos, Francia, Australia, Corea del Sur, Argentina y Brasil. Estos mercados fueron seleccionados teniendo en cuenta el avance de los mercados energéticos en la inclusión de la demanda como un actor activo dentro del mercado, la disponibilidad de fuentes de información de los mismos y, para el caso de Argentina y Brasil, se tuvo en cuenta el parecido de evolución de sus mercados de energía eléctrica para con el Colombiano.

La presente sección desarrolla las actividades i y ii del ítem a del Producto 1 de los términos de referencia. Para evaluación del listado del alcance de las actividades, por favor remitirse a la Tabla A del Anexo.

### **2.2.1. Estados Unidos**

En este país, los programas de respuesta de la demanda han avanzado más que en cualquier otro. Se manejan alrededor de 28 GW de participación de recursos de demanda en los mercados mayoristas, poco menos del 6% de la demanda máxima, y 35 GW de programas minoristas. Además, la medición avanzada ha alcanzado el 50%<sup>5</sup>. Se analizaron cinco mercados que manejan programas explícitos de RD mediante líneas base de consumo.

#### *2.2.1.1. Californian Independent System Operator CAISO<sup>6</sup>*

En este mercado, la RD se considera como un recurso de confiabilidad y de programas de emergencias. Se dispone de los esquemas de respuesta de demanda próxima (PDR Proxy Demand Resource) y de respuesta de demanda como recurso para confiabilidad (RDRR Reliability Demand Response Resource). Los PDR pueden hacer ofertas en los mercados del día anterior, de tiempo real reserva rodante y reserva no rodante con intervalos de 5 minutos y una capacidad de desconexión

---

<sup>5</sup> (5) Demand Response Tracking Report, EIA, Junio 2020.

<sup>6</sup> (6) Energy Storage and Distributed Energy Resources Phase 2 Draft Final Proposal. CAISO, 2017.

(7) Baseline Accuracy Work Group Proposal. CAISO, 2017.

(8) Overview of Reliability Demand Response Resource Customer Service Department. Madrigal, 2014.



de 100 kW. Los recursos pueden hacer ofertas en el mercado del día anterior y en caso de que se disponga de sobrantes, se pueden transar en el mercado de tiempo real. Este esquema es compatible con los esquemas de desconexión directa de demanda interrumpible de empresas distribuidoras, programas de control directo y programas para la agricultura de bombeo interrumpible.

Participan grandes usuarios y agregadores que posean la facultad de realizar desconexiones mínimas de 500kW alcanzables dentro del término de 40 minutos. La duración mínima del evento es de 1 hora y máxima de 4 horas. Los RDRR son usados por el ISO para atender emergencias del sistema de transmisión y para cubrir faltantes de reserva y participa económicamente en el mercado del día anterior.

La energía puede ser despachada en los mercados de 15 (Fifteen Minute Market) o de tiempo real 5 minutos (Real Time Dispatch). Se determinaron un máximo de 15 eventos por período del programa, correspondiente a seis meses y en donde el usuario no podrá realizar reducciones a su disponibilidad. El mecanismo de verificación se establece como el valor programado y el valor dejado de consumir, o aporte del recurso de demanda. Este valor es igual a la diferencia entre la línea base de consumo y el consumo real. La información medida con el dispositivo es suministrada para cada hora de las 24 horas del día para el mercado del día anterior y para cada 5 minutos en tiempo real. El consumidor debe reducir o desplazar su consumo, produciendo cambios en sus rutinas diarias y debe instalar equipos de medición avanzados que permitan medir con la frecuencia que el mercado y el sistema lo requieran.

Se realiza una prueba no avisada al año para verificar disponibilidad y funcionamiento y se disponen 3 opciones para determinar la LBC:

- 10 de 10 semejantes  
Promedio de los intervalos de 10 días de 10 días sin evento previos más semejantes al día del evento. En el caso de los fines de semana se toma el promedio de los 5 días sin evento previos. Adicionalmente, para usuarios residenciales se toman 5 días de un total de 10.
  - Grupos de control  
Se definen grupos que tengan patrones similares y condiciones de clima similares, promediando los consumos en los intervalos de los usuarios del mismo grupo de control.
  - Por clima semejante  
Se toman los días de clima similar al del día del evento. Se toma el promedio por intervalo y se afecta por el ajuste.
- 
- Factor de Ajuste  
La LBC se ajusta por la relación de consumo real a LBC sin ajuste, tomando 2 horas previas y posteriores dejando un margen de 2 horas adicionales.

Las LBC se están complementando para recibir el incremento de generación distribuida y los vehículos eléctricos. En general, se dispone de un medidor independiente para esa generación y poder sumar o restar la lectura del medidor a la LBC cuando el medidor es interno al usuario. El diseño de los esquemas de respuesta debe reducir y en lo posible, eliminar la posibilidad de que el usuario se acomode para obtener un incentivo sin haber realizado un esfuerzo de ahorro.

La participación de la respuesta de la demanda en los mercados se constituye a través de un contrato. En caso de incumplimiento, el agente representante debe comprar energía en el mercado para cubrir la cantidad no entregada. En condiciones de emergencia, el precio de compra es mayor al de oferta, siendo este un sobre costo para el usuario que ha incumplido.

#### 2.2.1.2. *Electric Reliability Council of Texas ERCOT*<sup>7</sup>

En este mercado no existen condiciones que acoten la participación de usuarios residenciales, comerciales o industriales. Se encuentran tres aplicaciones de los programas de RD:

- Contrato de cuatro meses de capacidad (4CP), desarrollada para cubrir los picos de demanda durante la estación. Para participar se debe realizar una prueba al consumo de los usuarios al inicio del periodo.
- *Load Acting as a Resource* (LaaR), como reserva rodante de respuesta en 10 y 30 minutos de los servicios complementarios de reserva según el despacho de ERCOT.
- *Interruptible Load Service* (ILES), para atender emergencias en el tiempo real.

El mecanismo de verificación se establece como el valor programado y el valor dejado de consumir, o aporte del recurso de demanda. Este valor es igual a la diferencia entre la línea base de consumo y el consumo real.

Existen tres posibles alternativas para realizar la estimación de las LBC<sup>8</sup>. ERCOT selecciona la metodología que más se ajusta a la historia observada del consumo de los usuarios. La verificación de cumplimiento se realiza por comparación entre lo programado y lo real comparado con la LBC.

- LBC por método de regresión

$$kW_{d,h,int}^e = F(Clima_d, DíaTipo_d, LuzSolar_d)$$

Donde,

*e*: corresponde al identificador de la demanda,

*d*: corresponde al día,

*h*: corresponde a la hora en día *d*,

*int*: corresponde al intervalo de *h*, correspondiente a 15 minutos

*kW*: corresponde a la demanda promedio del usuario en el intervalo

*Clima*: corresponde a condiciones de temperatura del día y de los días anteriores

<sup>7</sup> (9) Emergency Interruptible Load Service: Default Baseline Methodologies. ERCOT, 2009.

<sup>8</sup> El método por regresión emplea datos históricos en un intervalo de medida diferente al del intervalo de medida del consumo de energía. No es necesario que las variables estén medidas con el mismo intervalo. Adicionalmente, se supone que la de mayor intervalo es constante durante el mismo.

*DíaTipo*: corresponde al tipo de día del evento, y

*LuzSolar*: corresponde a la información de hora de salida y puesta del sol del día.

Las variables que se utilizan en este modelo son específicamente: demanda horaria y por intervalo; del calendario: día de semana, día festivo, día laboral y fin de semana, estación, interacción estación y tipo de día; del clima: temperatura, gradiente de temperatura, constante y gradiente de temperatura por zona, clima por tipo de día, incremento de calor, ganancia de temperatura y temperatura de hora del día; Información de la luz solar: ahorro de luz solar, hora de salida y puesta del sol, fracción de horas de brillo solar y oscuridad. Cada una de estas variables es definida y tratada por separado en el manual que define la metodología. Este método permite considerar demandas cuyo consumo es sensible a variaciones de temperatura.

- Modelo medio 8 de 10 días similares  
Fundamentado en que la demanda del mismo tipo de días previos al evento tiene alta probabilidad de igualar la demanda para el día del evento, el método consiste en identificar los 10 días más recientes que tienen el mismo tipo de día (laborales o festivos). No se incluyen días en los cuales se presentó indisponibilidad para reducción de demanda, se realizó reducción de demanda o con valores fuera del rango definido. Posteriormente, se eliminan los días con mayor y menor demanda diaria y se calcula el valor promedio para cada intervalo de los 8 días restantes. A este LBC se le aplica un factor de ajuste multiplicativo.
- Modelo de día par o semejante  
Se fundamenta en encontrar en la historia el día cuya demanda es similar o igual a la acostumbrada para el día del evento. Consiste en encontrar los días del último año cuya demanda mejor se iguala a la de los intervalos del día anterior y la hora previa al evento, clasificando los días en laborales, festivos y de vacaciones. No se incluyen días en los cuales se presentó indisponibilidad para reducción de demanda, se realizó reducción de demanda y con valores fuera del rango definido y se estima calculando la suma de diferencias al cuadrado de los consumos de días previos y del evento, seleccionando los 10 días con menor valor y promediando estos valores por intervalo. A este LBC se le aplica un factor de ajuste multiplicativo.
- Factor de ajuste multiplicativo

En todas las metodologías disponibles, se utiliza el factor de ajuste, seleccionando 8 intervalos iniciando 3 horas antes de la hora del evento. Se suma el consumo en los 8 intervalos. Se calcula el factor de ajuste como la relación entre el consumo en los 8 intervalos y la suma de consumo de esos intervalos.

#### 2.2.1.3. *Independent System Operator of New England ISONE,<sup>9</sup>*

La demanda participa como recurso de respuesta de la demanda y con generación de emergencia

En los mercados del día anterior y de tiempo real haciendo ofertas de precio y reducción de demanda. Suministra reserva operativa y participa en el mercado de reserva como resultado de participar en subastas de 2 meses antes del período estacional (junio-septiembre, octubre-mayo). Adquiere obligaciones y compensaciones asignadas por participar en el mercado de capacidad en la misma forma que los otros recursos del sistema. Para participar en el programa, la oferta de reducción de consumo energética debe ser mayo a 100kW por parte de cada usuario y se remunera la diferencia entre el consumo estimado a través de la LBC y la lectura telemedida.

La LBC se calcula como el promedio del consumo energético para intervalos de 5 minutos, para cada activo de respuesta a la demanda y para cada activo de generación de emergencia en tiempo real para los 10 tipos de día anteriores: laborales, sábados y domingos incluyendo festivos. Para el día siguiente del mismo tipo de día, la LBC se calcula como la suma de 0.9 por la LBC para el intervalo más 0.1 por el consumo del día para el mismo intervalo. A esta LBC se le agrega un factor de ajuste aditivo. Lo anterior implica el requerimiento de un sistema de medición con intervalo de 5 minutos y un sistema de comunicación de información en tiempo real.

- Factor de ajuste

Se calcula un período de 2 horas previas al inicio del evento como la diferencia entre el valor real y la LBC para esas horas y se adiciona o resta a la LBC. Este valor no debe exceder la demanda máxima de la carga. En el caso de la generación, el factor de ajuste se calcula tomando un período de 2 horas, 2.5 horas previas del evento.

El mecanismo de verificación se establece como el valor dejado de consumir que ha sido programado. Este valor es igual a la diferencia entre la LBC ajustada por 3 intervalos previos a la reducción y el consumo real. Para los casos de recurso de la demanda para períodos pico la verificación se realiza durante las horas pico.

Se realizan auditorías para verificar la capacidad de reducción de la demanda antes de la estación como medidas de monitoreo. Adicionalmente, se practican pruebas reales realizando despachos no preavisados con la capacidad a reducir en el tiempo de 10 y 30 minutos.

Para el mercado de capacidad se presenta un plan para alcanzar la capacidad comprometida en la subasta y se revisa anualmente antes de las subastas del año el cumplimiento del plan para incrementar paulatinamente la capacidad de reducción de demanda. En el segundo año debe tener mínimo el 30% de la meta. Para los contratos de capacidad se realizan auditorías en cada estación calculando la capacidad media en una hora pico.

---

<sup>9</sup> (10) Demand Response Baseline Changes. APPENDIX E1: ISO New England Manual for Measurement and Verification of Demand Reduction Value from Demand Resources. ISO New England, 2014.

(11) ISO New England Manual for the Forward Capacity Market (FCM) Manual M-20 Revision: 26 ISO NE, 2019.

(12) ISO New England Inc. and New England Power Pool; Docket No. ER17-000; Revisions to Implement Full Integration of Demand Response ISO NEW ENGLAND, 2017.

En cuanto a las penalizaciones que pudieron ser consultadas para este mercado, para las obligaciones adquiridas en el mercado del despacho del día anterior y el de tiempo real la compra de la energía en el mercado se realiza a precio de cierre del mismo. Para los contratos de reserva se provee una penalidad en caso de no activar la reserva en el tiempo igual al máximo (de 2.5 veces el precio del contrato y el precio marginal del mercado en el nodo).

#### *2.2.1.4. Pennsylvania-New Jersey-Maryland Interconnection PJM<sup>10</sup>*

En este mercado, la respuesta de la demanda se considera tanto para el mercado como para la confiabilidad de la red. Los proveedores del servicio de desconexión (CSP Curtailment Service Providers) son miembros de PJM y permiten reducir la demanda del recurso. El recurso de demanda recibe un pago por reducir su demanda en preemergencia o emergencia. Los precios de oferta en los casos de participación en pre o emergencia están limitados a \$1000/MWh más un factor de reserva dependiendo del tiempo de adelanto. Existen tres opciones de participación en el programa: capacidad, energía y capacidad y energía de emergencia.

Dentro de este mercado existen siete metodologías para estimar la LBC. PJM puede proponer o determinar una LBC. La LBC tiene un proceso de certificación para asegurar la exactitud y el no sesgo del cálculo de la reducción horaria. La medición debe ser tal que pueda registrar el consumo horario, por minuto y en tiempo real, siendo el intervalo del mercado de tiempo real de 5 minutos. Pueden ingresar usuarios cuya demanda sea mayor a 100kW y usuarios de menor consumo energético a través de un agregador de demanda. El RRMSE no puede ser mayor al 20% y se requieren dispositivos de telemetría con registros de intervalos de 1 hora.

- LBC con 3 días para días laborales y días festivos  
Demanda promedio de los 3 más altos de los 5 días previos al evento dentro de una ventana temporal de 45 días calendario. Para un día de fin de semana se escogen 3 días previos al evento en calidad de fines de semana y se promedian dos valores.
- LBC con 3 días de 5 para días laborales y 3 de días festivos adicionando un ajuste simétrico aditivo  
Esta LBC se estima de igual manera que la anterior, sin embargo, se le adiciona un ajuste que tiene en cuenta el consumo de las 3 horas anteriores al evento en el día del mismo.
- 7 días  
Se seleccionan 3 días de la muestra de 60 días previos con menor diferencia cuadrática en las horas del evento. Se calcula el promedio por intervalo. Considera los 7 días de la semana
- LBC con 3 días adicionando ajuste por clima para días de semana y días festivos

---

<sup>10</sup> (13) PJM Manual 11: Energy & Ancillary Services Market Operations, Revision: 108. PJM, 2019.

(14) PJM Manual 19: Load Forecasting and Analysis Revision: 34. PJM, 2019.

(15) Empirical Analysis of Demand Response Baseline Methods. KEMA-PJM, 2011.

Se seleccionan 3 días de la muestra con menor diferencia cuadrática en las horas – a + 1 hora sin evento. Se calcula el promedio por intervalo. Se calcula por regresión la relación temperatura vs demanda y por regresión lineal se estima la temperatura a partir de estaciones para determinar el ajuste por temperatura (WSA). Para días laborales y días festivos.

- LBC con promedio de horas vecinas  
Estimado mediante el promedio de consumo energético de las 3 horas anteriores y 2 horas posteriores al evento.
- LBC con máxima carga base  
Mínimo Promedio de las horas de evento de los 5 días laborales anteriores y 3 días para fines de semana y festivos.
- LBC por regresión  
El usuario estima la demanda horaria con análisis de regresión de la carga con variables de clima. El CSP prepara y presenta a PJM con la información soporte. Se debe presentar la información de demanda, de clima y los resultados de la regresión.

Con respecto a medidas de verificación de cumplimiento, estas se realizan en el proceso de liquidación de mercado respectivo en el cual se remunera la cantidad de demanda efectivamente reducida. Esta cantidad es igual a la diferencia entre la LBC para el intervalo y la energía realmente consumida. Por su parte, en las medidas de monitoreo se realizan pruebas para el caso de participación del recurso de demanda en el mercado capacidad.

Las mismas penalidades de incumplimiento de generación. Debe comprar la energía en el mercado para los casos día anterior y tiempo real si no cumple con el programa asignado. Además, se contempla el retiro del programa cuando se solicita una liquidación en uno de los siguientes casos:

- El cambio de demanda no obedece a orden del despacho del día anterior o del tiempo real
- Cambio en días consecutivos que obedecen a cambio en la demanda.
- Cambios en generación propia y no en reducción de demanda que no obedecen al LMP del despacho día anterior o del tiempo real.
- Cambios de demanda entre usuarios que no obedezcan a liberación de restricciones de red.
- Las que no hayan sido resultado del despacho de PJM o estén cubiertas por la orden 745 de la FERC.

#### 2.2.1.5. *New York Independent System Operator NYISO*<sup>11</sup>

En este mercado se habilitan programas basados en la confiabilidad del sistema y en la economía a través de reducciones del precio de la energía. En el primer caso, el Programa de Respuesta de la Demanda de Emergencia (EDRP), es usado para complementar la generación, cuando se pronostica que las Reservas Operativas serán cortas, cuando hay una Deficiencia de Reserva Operativa Real u otra emergencia del sistema. En el segundo caso, los Programas de respuesta a la demanda del día siguiente (DADRP) y de servicios auxiliares a la demanda (DSASP) buscan reducir el precio de la energía en los periodos de mayor consumo.

Para verificar el cumplimiento de la reducción de la demanda se parte de la LBC y se le resta la carga neta real medida por cada hora correspondiente, si este valor es positivo entonces existe una reducción de la demanda. Los datos de reducción están sujetos a la auditoria de la NYISO y las disputas se deben resolver a través de los procedimientos de resolución de disputas de la NYISO.

En la forma de aplicación de la metodología del EDRP, la reducción mínima deber ser de 100kW. No se encuentran habilitados los agregadores de demanda, se debe estar inscrito por proveedores de servicios de reducción (CSP), se informa al menos dos horas antes la oferta de desconexión y la participación es voluntaria. Se remunera con una tasa mínima de \$500/MWh o el precio marginal basado en la ubicación (LBMP) real, si es mayor. En el DADRP y DSASP, el proveedor de respuesta a la demanda (DRP) o el Comercializador (LRS) coloca sus ofertas para reducir la carga en el mercado del día después, La reducción mínima de demanda es de 1MW pero se pueden agrupar (Agregador de demanda), si está reducción se programada es obligatoria y al incumplir existen penalidades. Las ofertas aceptadas se notifican antes de las 11am del día programado. Los servicios del DSASP se prestan en los servicios auxiliares y no está permitida la participación de un usuario en ambos programas.

En medidas de monitoreo se utilizan medidores de facturación de intervalos (medidor de ingresos), medidores de sombra, dispositivos adicionales junto al medidor de ingresos existente, para que otra entidad pueda tener acceso al medidor y en el caso del DSASP se solicita telemetría, medidor de facturación y medidor de carga total instalada.

La verificación del cumplimiento se basa en los datos de los medidores, los cuales son proporcionados a la NYISO por la auditoria de medidores, se debe entregar dentro de los 75 días siguientes para los casos de confiabilidad y dentro de 55 días siguientes para los casos de reducción de precios. Estos datos deben incluir la carga neta medida y la LBC, con la cual se calcula la reducción de la demanda.

Dentro del EDRP no existen penalizaciones debido a que la participación en el mismo es voluntaria. En el caso de que en el DADRP la comercializadora (LSE) sea el mismo proveedor de respuesta de la demanda (DRP), se debe pagar la diferencia entre la reducción real por hora y la reducción programada, donde el valor a pagar es el máximo precio, entre el precio del mercado del día después (DAM) o el mercado en tiempo real (ET):

---

<sup>11</sup> (16) OATT. NYISO, 2018.

$(\text{Reducción real por hora} - \text{reducción programada por hora}) * \max(\text{precio mercado día después (DAM)}, \text{Precio en tiempo real (ET)})$

Si la comercializadora (LSE) no es igual al proveedor de RD (DRP) la penalización es parcial para cada uno:

- Comercializadora (LSE)

La diferencia entre Reducción real por hora y reducción programada por hora se paga al precio del mercado del día después.

$\text{Penalización} = (\text{Reducción real por hora} - \text{reducción programada por hora}) * \text{DAM Proveedor de respuesta a la demanda (DRP)}$

$\text{Penalización} = (\text{Reducción real por hora} - \text{reducción programada por hora}) * \max(\text{DAM}, \text{RT}) - (\text{Reducción real por hora} - \text{reducción programada por hora}) * \text{RT}$

Se determinaron dos metodologías de LBC.

- LBC para días laborales  
Se toman 10 días similares antes del evento de un periodo de 30 días inmediatamente anterior al evento y se seleccionan los 5 días de mayor consumo. Posteriormente se calcula el promedio de estos 5 días de mayor consumo para cada hora del evento.
- LBC para fines de semana  
Se toman 3 días antes del evento como los días de fin de semana inmediatamente anterior, seleccionando los 2 días de mayor consumo y se promedian los valores para cada hora del evento.
- Factor de ajuste  
Se obtiene Dividiendo el promedio de la carga medida para las dos horas del Período de ajuste diario de la LBC el día de la Reducción de demanda programada por el promedio de LBC para las mismas dos horas. El valor de este ajuste debe estar comprendido entre 0.8 y 1.2.
- Período de ajuste diario de la LBC  
Dos horas consecutivas que ocurran 4 horas antes de la primera hora del periodo de reducción (si forma parte del mismo día), sino Cuando la tercera y/o cuarta hora del Período de Ajuste diario de LBC ocurra el día anterior, la ISO utilizará como sustituto la hora que comienza la medianoche del día programado.



### 2.2.2. Francia<sup>12</sup>

Según el informe del Smart Energy Demand Coalision-SEDC, 2015, Francia es uno de los pocos países que presenta programas de respuesta de la demanda comercialmente activos con arreglos estandarizados entre las partes involucradas. El total de recursos gestionados por programas de RD es de 48,9 GWh y se desenvuelven en tres formas de aplicación<sup>13</sup>, siendo estas los mecanismos de balance, el mercado mayorista y de capacidad.

Con respecto al mecanismo de balance, a nivel de la red de transmisión, se hacen ajustes de acuerdo con la cantidad de energía a reducir, que luego es facturada por el proveedor de electricidad al precio al por menor. Se compensa al proveedor de electricidad<sup>14</sup> por la energía reducida basándose en escalas aprobadas por el regulador o a través de un acuerdo contractual entre el operador de respuesta de la demanda y el proveedor de electricidad.

En el mercado mayorista, existen 3 regímenes diferentes para la compensación. I) A través de un acuerdo contractual entre el operador de RD y el proveedor (generador) oficial del sitio. II) A través de una transferencia financiera (€ / MWh) desde el operador de respuesta a la demanda hasta los proveedores. El arreglo representa solo el componente energético para los clientes incluidos en los programas de respuesta a la demanda. La escala de precios la establece el operador de transmisión del sistema RTE, y es diferenciado para sitios industriales y hogares (porque tienen diferentes tipos de medidores). III) A través del régimen de “consumo corregido”, para consumidores conectados a la red de transmisión, donde el proveedor del consumidor factura la electricidad relacionada al evento de RD para el agregador.

En el mercado de capacidad, el conjunto de reglas de compensación incluye un régimen donde RTE establece un precio que refleja el costo de la electricidad de origen. Las reglas se aplican a las reducciones de electricidad que se ofertan en el mercado mayorista y en el mecanismo de balance. El producto intercambiado, Capacidad, refleja la disponibilidad de respuesta de la demanda en el mercado. Su activación efectiva se realiza mediante el mecanismo de balance o en el mecanismo NEBEF, en el que los actores informan a RTE de la respuesta a la demanda que planean activar al día siguiente. Posteriormente, RTE verifica que los volúmenes se correspondan con los horarios presentados por los participantes.

Este programa se implementó desde el primero de enero del año 2018 bajo las reglas para la valoración de respuesta de la demanda de mercados energéticos (NEBEF), con el objetivo de que la demanda obtuviera participación en el mercado, donde cualquier tipo de usuario (residencial, comercial e industrial) ubicado en un sitio retirado establecido en la Francia continental metropolitana, directamente mediante la adquisición de calidad de Operador de Borrado-figura del

---

<sup>12</sup>(17) Régles pour la valorisation des effacements de consommation sur les marchés de l'énergie NEBEF 3,1. RTE, 2018.

<sup>13</sup> (3)SEDC, 2015.

<sup>14</sup> Entiéndase por este agente al agregador de eliminación o aplazamiento de la demanda.

agregador de demanda-, o indirectamente a través de un tercero con la misma calidad pudiera participar.

Existen dos tipos de agregadores, los cuales tienen determinadas las metodologías de LBC que son permisibles para su uso. Los agregadores de sitios perfilados, cuyo consumo de los usuarios es estimado mediante una elaboración de perfiles de consumo, y los agregadores de sitios con lectura remota, cuyo consumo es determinado a partir de una serie de valores registrados por una instalación de medición leída remotamente.

El mecanismo de verificación se establece como la electricidad efectivamente reducida por transmisión pública o la red de distribución en uno o más sitios de consumo, relativo a un plan de consumo para los sitios de teledemanda o a un estimado del consumo para el caso de los sitios perfilados. Adicionalmente, existen dos tipos de programas dispuestos; programas de eliminación y de aplazamiento. Los programas de eliminación relacionan un agregador de demanda con un solo día en el que se realiza la eliminación de la demanda. Por su parte, los programas de aplazamiento relacionan un agregador de demanda con un aplazamiento del consumo que puede estar distribuido en varios días.

Se presentan cuatro tipos de metodologías para realizar el cálculo de LBC, que permiten que todo tipo de usuarios (residenciales, comerciales e industriales) a nivel individual o a través de un agregador puedan entrar al programa, así mismo, acoge a sitios que no cuentan con teledemanda, lo que responde satisfactoriamente a la razón de ser del programa, enmarcada en aumentar el empoderamiento de los consumidores de energía eléctrica en todo el país. Es factible pedir un cambio en el método de LBC por aquellos usuarios que demuestren las condiciones técnicas para optar a uno distinto, lo que da mayor flexibilidad al programa sin incurrir en costos de efectividad de los programas. Ejemplo de esto es que el error absoluto (medida del error de predicción) para el uso de ciertas metodologías tiene un umbral no sobrepasable.

- LBC por método de rectángulo de doble referencia corregido  
Método predeterminado para todos los participantes. En el caso de los agregadores con sitios perfilados, la duración del evento no puede exceder las dos horas y en el caso de los agregadores con sitios de lectura remota, la duración del evento no puede exceder las cuatro horas.
- Potencia de referencia inicial  
Potencia promedio por pasos de media hora del consumo del agregador, calculado en un período igual a dos horas, terminando éste a la hora de inicio del evento de Borrado o Aplazamiento.

- Potencia de referencia final  
Potencia promedio por pasos de media hora del consumo del agregador, calculado en un período igual a dos horas, iniciando éste a la hora de finalización del evento de Borrado o Aplazamiento.
- i. LBC en programas de eliminación de demanda  
Se estima el consumo energético de la entidad tomando el mínimo valor de las potencias de referencia inicial y final.
- ii. LBC en programas de aplazamiento de demanda  
Se estima el consumo energético de la entidad tomando el máximo valor de las potencias de referencial inicial y final.
- LBC por método de rectángulo algebraico de sitio a sitio  
Este método solo es aplicable para agregadores de sitios perfilados que contengan más de 3.000 usuarios y para programas de eliminación de demanda. Adicionalmente, la duración del evento no puede exceder las seis horas.
- i. En programas de eliminación de 30 minutos  
Se deduce un ahorro efectivo por parte del agregador si el consumo medido dentro de evento (promedio de los 3 pasos de diez minutos) fue al menos un 80% más bajo que el promedio de consumo energético medido por pasos de 10 minutos en los 30 minutos anteriores y posteriores al evento.
- ii. LBC en programas de eliminación mayores de 30 minutos  
Es posible realizarlo solo mediante secuencias de eliminaciones individuales por pasos de 10 minutos. Se deduce un ahorro efectivo por parte del usuario si el consumo promedio medido dentro de los pasos de diez minutos del evento individual fue al menos 80% más bajo que el promedio de consumo energético medido en los 10 minutos anteriores y posteriores al evento.
- LBC por método de previsión del consumo  
Dentro del cual el operador de transmisión del sistema RTE permite que los usuarios establezcan su propia LBC. Este método solo es aplicable para agregadores de sitios con lectura remota y se exige que el consumo del usuario no presente un error absoluto mayor al 40% durante 36 días determinados como periodo de prueba.

- LBC por historial de consumo

Este método solo es aplicable para agregadores de sitios con lectura remota y se exige que el consumo no presente un error absoluto mayor al 40% durante 90 días determinados como periodo de prueba. El usuario puede elegir la variante que desee, teniendo cuatro posibles opciones:

- Promedio de los 10 días**  
La LBC determinada para pasos de media hora corresponde al valor promedio del consumo de pasos de diez minutos que componen el evento, en los 10 días inmediatamente anteriores.
- Mediana de los 10 días**  
La LBC determinada para pasos de media hora corresponde al valor medio del consumo de pasos de diez minutos que componen el evento, en los 10 días inmediatamente anteriores.
- Promedio mismo día de hace 4 semanas**  
La LBC determinada para pasos de media hora corresponde al valor promedio del consumo de pasos de diez minutos que componen el evento, en el mismo día de la semana de las 4 semanas anteriores.
- Mediana mismo día de 4 hace semanas**  
La LBC determinada para pasos de media hora corresponde al valor medio del consumo de los pasos de diez minutos que componen el evento, en el mismo día de la semana de las 4 semanas anteriores.

Para este mercado, las auditorías iniciales permiten verificar la existencia de una documentación de referencia de las normas de identificación única de equipos técnicos y su implementación efectiva. Las auditorías de seguimiento garantizan la sostenibilidad de los acuerdos verificados durante la auditoría inicial y se centra en verificar la implementación efectiva de la documentación de referencia de las reglas para identificar equipos para la cadena de adquisición y procesamiento de medidas. Ambas auditorías son realizadas por RTE.

Con respecto a las penalidades aplicadas ante incumplimientos de los usuarios, dependiendo de la severidad y frecuencia de las no conformidades observadas, el agregador de demanda está sujeto a una de los siguientes procedimientos:

Primero, RTE envía una advertencia por carta certificada con acuse de recibo. Esta advertencia va acompañada de un aviso formal para poner fin a los incumplimientos señalados por RTE. Segundo, RTE envía nuevamente advertencias, que deben ser respondidas por el agregador especificando correctivos tomados y otros arreglos realizados a los factores por los cuales se ha realizado notificaciones. Estas nuevas disposiciones son verificadas por RTE, con el fin de asegurar su efectividad. Si las inconformidades persisten, se da retiro de certificación del agregador.

### 2.2.3. Australia<sup>15</sup>

En este país se operaron alrededor de 600 MW a través del programa de respuesta a la demanda para reserva de emergencia a través de minoristas y distribuidores durante el año 2020 y se espera implementar el mecanismo de Respuesta de la Demanda Mayorista en el Mercado Nacional de Electricidad durante el mes de octubre del año 2021. En este caso, se discute el diseño de la línea base y los resultados del programa Demand Response Emergency Reserve Trader trial (RERT trial) puesto en práctica desde el año 2013 hasta el 2017 con el fin de mantener la seguridad y confiabilidad de la red australiana<sup>16</sup>. El programa se aplicó a través del mecanismo de RD y en los servicios auxiliares.

En el primero, AEMO (Australian Energy Market Operator) cobró al minorista por la carga de energía al precio spot de media hora del Mercado Nacional de Electricidad NEM) en la región del Identificador Nacional de Medición (INM). Durante el intervalo de respuesta a la demanda, se le cobró al minorista como si la energía de referencia fuera la cantidad de energía consumida (ajustada apropiadamente por pérdida). El minorista también cobró al usuario final en el mercado minorista en función de esta misma cantidad.

AEMO pagó al agregador en función de la energía de RD, al precio spot de media hora del NEM por la diferencia entre la energía de referencia y el consumo real, con el ajuste de pérdida adecuado. Por simetría, se cobró al agregador si el consumo real excedió la energía de referencia. El agregador pagó al usuario final por la respuesta a la demanda según los arreglos que hayan acordado. El usuario final compró energía al minorista al precio minorista y la vendió al agregador a un precio mutuamente acordado. El agregador vendió energía de RD al NEM y los pagos del mismo al agregador fueron financiados por el minorista que compró la energía de referencia del NEM.

En el caso de los servicios auxiliares, se permitió a los agregadores registrar la carga de servicios auxiliares y vender el servicio auxiliar de control de frecuencia (FCAS) utilizando cargas individuales o cargas agregadas independientemente del minorista. La carga de servicios auxiliares definió una carga individual o agregada a partir de la cual se proporcionó el servicio auxiliar. Los agregadores ofrecieron una carga de servicio auxiliar como FCAS. Estos servicios fueron financiados por el mercado más amplio y no solo por el minorista asociado con la carga. Una carga que proporcionó FCAS se pagó por ser habilitada por AEMO en lugar de por energía. Los pagos a quienes prestaron servicios auxiliares fueron financiados por el mercado en general.

Este programa se implementó para usuarios industriales y comerciales de gran consumo de energía, es decir, para aquellos con un consumo anual superior a 100 MWh, 150 MWh o 160 MWh dependiendo de la jurisdicción, cuyo error de estimación RRMSE se ubicase por debajo del 20% en periodos de prueba dentro de intervalos contenidos de 2:00 p.m. a 5:00 p.m. para los respectivos 10

---

<sup>15</sup> (18) Demand Response Mechanism and Ancillary Services Unbundling-detailed design. AEMO, 2013.

<sup>16</sup> En evaluaciones posteriores a la implementación del programa realizadas durante el año 2019 se discutieron las limitaciones de las metodologías. No se conoce información sobre las modificaciones que se realizaron a las mismas conforme los resultados de las evaluaciones.

o 4 días establecidos para cada LBC. Los participantes del programa pudieron participar directamente o a través de agregadores de demanda.

El mecanismo de verificación se estableció como el valor programado y el valor dejado de consumir, o aporte del recurso de demanda. Este valor es igual a la diferencia entre la línea base de consumo y el consumo real. En este caso, se adoptaron dos metodologías diferenciadas por el tipo de día sobre el cual se realizaron las estimaciones de consumo energético:

- LBC para días laborales

LBC como el promedio de consumo energético dentro del intervalo de tiempo del evento de los 10 días laborales anteriores al mismo. Esta metodología fue la misma implementada por CAISO para este período. Cabe resaltar que dentro de la muestra tomada no debe haber días con eventos, que pudieran afectar el promedio del consumo del usuario. En caso de que solo existiese disponibilidad de información para los cinco días anteriores, se tomó esta muestra para calcular el promedio, con la finalidad de realizar un reemplazo de datos y no una eliminación de los mismos.

- LBC para días festivos y fines de semana

LBC como el promedio de consumo energético dentro del intervalo del evento de los 4 días fines de semana o feriados anteriores al evento, en los cuales no hubiese eventos.

NOTA: Los valores tomados como predictores de cada una de las LBC se debían encontrar dentro de los 45 días que antecedieron al evento.

- Ventana de ajuste

Período de tres horas descompuesto en intervalos de tiempo de 30 minutos.

- Ajuste aditivo

Promedio de la energía medida sobre la ventana de ajuste menos el promedio de la línea base no ajustada sobre la ventana de ajuste.

AEMO realizó auditorías periódicas de la elegibilidad de un INM para participar en el mecanismo de RD. En el programa se podía iniciar una auditoría si otro participante del mercado notificó a AEMO que tenía motivos para creer que el INM no era elegible para responder a la demanda.

Una auditoría implicó exigir que el agregador proporcionara, a su propio costo, evidencia de que su cliente confirmó que no estaba brindando ningún servicio que lo haría inelegible para el mecanismo de respuesta de la demanda. Al desarrollar los procedimientos de auditoría, se especificó un tiempo de notificación que describía cuánto tiempo tenía el agregador para proporcionar la información requerida. Si AEMO no estaba convencida de que un NMI era elegible para el mecanismo, entonces pudo tomar acciones que incluyeron eliminar el rol de agregador del NMI y remitir la conducta del agregador al Australian Energy Regulator para su revisión.

Dado que el programa fue de participación voluntaria, la única penalización existente fue la de un usuario que excedió el consumo de energía eléctrica en la realización de un evento con respecto a su

línea base de consumo. Adicionalmente, en caso de que alguna de las siguientes situaciones se presentara en una auditoría, la certificación del agregador podía ser inhabilitada:

1. Cambios de medidor
2. Cambios de clientes
3. Implementación de una nueva combinación de Metodología de Consumo Base desde la última prueba de elegibilidad.
4. Cambios en el agregador
5. Irregularidades en Revisiones periódicas

En una evaluación posterior a la realización de este programa se detectó que las metodologías establecidas arrojaban resultados favorecedores para los siguientes tipos de cargas:

- Cargas altamente sensibles al clima: esto fue principalmente un problema para las instalaciones residenciales, pero también para algunas instalaciones comerciales más pequeñas donde el clima (y particularmente la temperatura ambiente) tiene un impacto material en la demanda total de energía.
- Cargas influenciadas por la generación de energía fotovoltaica en la azotea: esto solo se mencionó como un problema para las instalaciones residenciales.
- Cargas que varían de un día a otro, pero en un patrón constante: por ejemplo, cuando la instalación tiene un nivel o programa de operación diferente en días específicos de la semana.
- Cargas muy intermitentes: por ejemplo, cuando la instalación o la carga específica que proporciona la respuesta de la demanda está impulsada por factores de actividad internos que no están relacionados con variables externas como el clima o el tipo de día<sup>17</sup>.

#### 2.2.4. Corea del Sur<sup>18</sup>

Desde el inicio de este tipo de programas en el año 2014, el número de consumidores o participantes de los mecanismos de respuesta de la demanda en este mercado ha aumentado, con diversos sectores industriales representados. Hasta julio de 2019, se ahorraron aproximadamente 1257GWh de energía eléctrica a través de estos programas. En este mercado, la bolsa de energía opera y gestiona de manera eficiente el mercado comercial de recursos de respuesta de la demanda. El modelo de RD analizado en este documento fue implementado durante el año 2015 con el fin de brindar mayor estabilidad al equilibrio del sistema de transmisión, reducir la dependencia de las importaciones de energía nuclear y combustibles fósiles y promover las políticas de crecimiento verde a través de las reducciones de CO<sub>2</sub> producto de la generación.

---

<sup>17</sup> (19) Baselineing the Arena-AEMO Demand Response RERT Trial. Arena, 2019.

<sup>18</sup> (20) Comparing methods for customer baseline load estimation for residential demand response in South

(21) Korea and France: predictive power and policy implications. CEEM, 2019.

Implementation of a Demand-Side Management Solution for South Korea's Demand Response Program. Ko, Wonsuk, et al, 2020.

En este caso, aunque las mediciones de consumo energético pueden ser evaluadas cada 5, 10 o 30 minutos, se trazaron LBC para intervalos de una hora. Usuarios de tipo residencial, comercial e industrial participaron en este a través de los agregadores de demanda, los cuales debían reunir más de diez usuarios finales y cuya agregación de demanda debía estar valorada en más de 10 MW. Adicionalmente, se requirió que el RRMSE estimado para los participantes no fuera mayor al 30% en una ventana de 45 días anteriores a la inscripción al programa. Además, el mecanismo de verificación se establece como el valor programado y el valor dejado de consumir, o aporte del recurso de demanda. Este valor es igual a la diferencia entre la línea base de consumo y el consumo real.

Este programa contempló la estimación de líneas base de consumo a partir de dos metodologías; Max 4/5 y Mid 6/10<sup>19</sup>, las cuales se exponen a continuación:

- LBC Max 4/5

En este método se toman los valores de consumo energético dentro del intervalo del evento en cuestión, registrados en los cinco días anteriores al día del evento, descartando el menor valor. La LBC corresponde al promedio simple de los cuatro valores restantes obtenidos para cada intervalo. Con posterioridad al programa analizado, se optó por abandonar esta metodología.

- LBC Mid 6/10

En este se toman los valores de consumo energético dentro del intervalo del evento en cuestión, registrados en los diez días anteriores del evento, descartando los dos valores más altos y los dos valores más bajos registrados. La LBC corresponde al promedio simple de los seis valores restantes obtenidos. Evaluado al programa se optó por continuar con este método, agregando ponderaciones a los seis días, dando mayor peso a los días más cercanos al evento.

Se realizaron pruebas de registro para agregadores pequeños y medianos, donde el Korea Power Exchange (KPX) comprobó con frecuencia el estado de adquisición de los datos de consumo de energía en tiempo real y del estado de la conexión de datos del sistema. Así mismo, KPX podía solicitar a la empresa de generación de energía que presentara todos los datos relacionados con el seguimiento de la participación de los usuarios.

La Liquidación de la penalización por no implementar el plan de generación de energía dentro de este programa dependió del ajuste de precio por la reducción programada, la cantidad de recursos de RD incluidos en el plan de desarrollo de precios por tiempo de transacción MWh, del precio marginal del sistema en el periodo y de un factor de penalización preestablecido.

---

<sup>19</sup> Con posterioridad a evaluaciones del programa se abandonó la metodología Max 4/5 y se optó por ponderar la metodología Mid 6/10 dando mayor peso a los días más cercanos al día del evento.



### 2.2.5. Argentina<sup>20</sup>

Se analiza el Programa de Uso Racional de la Energía Eléctrica-PUREE decretado por la Secretaría de Energía, el cual empleó LBC para determinar bonificaciones y cargos adicionales por ahorros/ excesos del consumo de energía eléctrica, implementado entre junio del 2004 y junio del 2008. Las siguientes ecuaciones representan la LBC del programa y las condiciones de ahorro y bonificación (desahorro y penalización) a los que fueron sometidos los participantes del programa.

- Línea Base de Consumo

Definida como el consumo del mismo mes del año anterior.

Se comprobó ahorro en el consumo energético por parte de los usuarios para aquellos cuyo consumo energético en el mes en curso fue al menos un 10% menor al del mismo mes del año anterior.

- Bonificación o penalización:

$$\text{Valor a pagar}_{t+1} = \text{consumo}_{t+1} \times \text{tarifa}_{t+1} (1 - \text{porcentaje de ahorro o penalización})$$

Este programa fue extensivo a usuarios de alta demanda energética y residenciales, cuya medición se realizó a través de dispositivos medidores tradicionales. De acuerdo con información de los resultados oficiales, se beneficiaron 20.7 millones de usuarios residenciales con las bonificaciones correspondientes.

### 2.2.6. Brasil<sup>21</sup>

Se analiza el programa de ahorro de energía del Gobierno producto de la situación hidrológica desarrollado durante los años 2001 y 2002. La LBC de este programa es igual a la analizada para el caso de Argentina, con la salvedad de que la penalización por incumplimiento en el ahorro contempló adicionalmente la suspensión de los servicios de energía.

El programa abarcó a usuarios residenciales, comerciales e industriales y se utilizaron medidores tradicionales. Para las zonas urbanas se impuso la meta de ahorro de por lo menos un 20% de reducción de consumo con respecto al mismo mes del año anterior, y para zonas rurales el umbral se situó en el 10%. Las penalizaciones por incumplimiento de ahorro fueron determinadas a través de cargos adicionales desde el 50% al 200% del valor de la tarifa y suspensiones del servicio de energía por periodos determinados.

Es importante mencionar que los programas de respuesta de la demanda no funcionan actualmente como un mecanismo permanente porque en Brasil existen únicamente mercados de contratos.

## 2.3. Síntesis de metodologías

En la siguiente sección se describen los tipos de metodologías identificadas en la revisión y análisis de experiencias internacionales; así como los beneficios, limitaciones y costos asociados a la

<sup>20</sup>(22) Programa de Uso Racional de la Energía Eléctrica. ENRE, 2004.

<sup>21</sup> (23) Análise do Sistema Hidrotérmico do Energia Eléctrica. República Federativa do Brasil, 2001.

implementación de los programas de RD, dando cumplimiento a la actividad iii del ítem a del producto 1.

### 2.3.1. Metodologías seleccionadas

Según lo analizado dentro de los diferentes mercados en donde se describieron cerca de 26 metodologías de estimación de LBC, se encuentran tendencias internacionales en cuanto a las metodologías de determinación de las mismas, por lo cual se establecen a continuación cinco tipos de metodologías detectadas:

- Métodos cuya LBC es un promedio de datos históricos de las mediciones de los valores de consumo de los usuarios.

Este tipo de metodologías se encuentran clasificadas dentro de las “*tipo 1*” de acuerdo con la clasificación de NAESB<sup>22</sup> y comprenden el 62% del total de experiencias revisadas. Estos métodos son frecuentemente denominados como X de Y, representando que se seleccionan los valores de X número de días dentro de Y posibles opciones. Los días excluidos Y-X normalmente poseen características que no cumplen con los criterios de una LBC, como lo pueden ser datos atípicamente altos o bajos de medición o días en los cuales se ha aplicado la reducción programada, razón por la cual se excluyen del cálculo.

Este tipo de metodologías presentan las siguientes características<sup>23</sup>:

- a. La forma de la LBC se encuentra basada en un promedio de valores de medición.
  - b. Utiliza datos de medidores de cada sitio individual.
  - c. Se apoya en datos históricos de medición para días inmediatamente anteriores al día del evento.
  - d. Pueden usar información de clima y calendario para ajustar las LBC. En los casos analizados, frecuentemente se hace uso del consumo efectivo realizado en periodos anteriores al evento, el mismo día de la ocurrencia del mismo.
- Métodos cuya LBC requiere de un método estadístico

Al igual que las anteriormente analizadas, estas LBC también se encuentran especificadas en las “*Tipo 1*” de NAESB y representaron el 15% de las experiencias internacionales revisadas. Estas se construyen utilizando un análisis de regresión específico del cliente para estimar el consumo de este en función del comportamiento del consumo histórico, condiciones climáticas, tipo de día, demanda del sistema, hora del día, entre otras<sup>24</sup>. El análisis de regresión puede ser la metodología de línea base más precisa porque toma en consideración más variables que influyen en el consumo.

---

<sup>22</sup> North American Energy Standards Board NAESB Demand Response and Energy Efficiency Standards

<sup>23</sup> (1)Enernoc, 2011.

<sup>24</sup> Debe tenerse presente que la línea de base no puede ser calculada en tiempo real, recordando que los valores de las variables utilizadas se encontrarán disponibles al final de la estación climática. (Ibídem)

- Métodos cuya LBC requiere encontrar días semejantes o los valores del consumo de energía en intervalos cercanos al mismo día del evento

Este tipo de metodologías se encuentran acogidas en las “Tipo 1” según la clasificación de NAESB y representaron el 12% de las experiencias consultadas. Se encuentra un día que sea similar al día del evento y usa el consumo de ese día similar como línea de base para el día del evento. Este método usa datos históricos de medidores, pero a diferencia de los métodos de promediado, usa solo datos de un día, en lugar de varios días.

- Métodos cuya LBC corresponde al mismo periodo del año anterior

Estos métodos se han empleado en mercados de América Latina por razones de emergencia y comprenden el 8% del total de las experiencias consultadas. Debido a que en la región no se han presentado grandes avances en la implementación de medidores inteligentes, los programas de RD se encuentran aún en estado prematuro.

- Otras metodologías

En esta categoría se encuentra el método por previsión de consumo del caso francés, en el cual es el propio agregador el que propone la manera en la que desea realizar su estimación de consumo, por lo que, dentro del total de metodologías consultadas, otras metodologías solo representan un 8% del total de casos expuestos. En los mercados de Estados Unidos, también se encuentra la posibilidad de presentar para aprobación del ISO una metodología que se ajuste mejor a los criterios de exactitud, sesgo y variabilidad de la que hay disponibles.

### 2.3.2. Beneficios de los programas de RD

Según las experiencias consultadas, los programas de respuesta de la demanda presentan grandes beneficios para los sistemas energéticos como un todo y para los consumidores del servicio. Los siguientes son algunos de los beneficios:

- Aplazamiento de inversiones de infraestructura de transmisión y de generación por el manejo más eficiente de la demanda en los mercados.
- Ampliación de recursos para dar respuesta ante emergencias y aumento efectivo de la oferta disponible para gestionar los periodos de máxima demanda.
- Mayor eficiencia en formación de precios en los mercados del día anterior y de tiempo real.
- Permite que la carga proporcione servicios auxiliares, aumentando la estabilidad de precios de mercados mayoristas.
- Mayor competencia en mercados eléctricos, ya que la RD suele ser un recurso más barato que la generación de energía<sup>25</sup>.

---

<sup>25</sup> (3)SEDC, 2015.

- Beneficios ambientales por reducción de generación con combustibles fósiles<sup>26</sup>.
- Generación de ingresos adicionales para las empresas industriales y comerciales participantes<sup>27</sup>.
- Impulso a la innovación y empodera al consumidor de energía.

Según el administrador de información de energía de Estados Unidos EIA, los beneficios de este tipo de programas se tradujeron en reducciones de generación para el 2019, en 28,5 GWh y una capacidad de 637 MW en el caso de ERCOT. Durante el mismo año se realizaron ahorros de energía por 86G Wh y en capacidad por 93,5 MW en el caso de New England. Así mismo y para el caso de New York, el recurso representó un 4,24% de la demanda máxima del período de capacidad de verano.

Los beneficios percibidos por parte de los usuarios pueden aumentar especialmente si<sup>28</sup>:

- Estos cuentan con medidores inteligentes.
- Son grandes consumidores de energía.
- Usan sistemas de almacenamiento y generación distribuida.
- Usan electrodomésticos inteligentes que se pueden programar para uso en horas óptimas de compra a la red eléctrica.
- Poseen vehículos eléctricos.

### 2.3.3. Limitaciones de los programas de RD

Como mayores limitaciones de este tipo de programas se encuentran los requerimientos técnicos para que diferentes tipos de usuarios puedan participar.

En los casos analizados, se observa una tendencia a dejar excluidos a usuarios de baja demanda energética y/o de consumo energético irregular, cuyo error de medición sea relativamente alto. Sin embargo, para la limitación del tamaño de los usuarios, la figura del agregador de demanda es un instrumento eficaz para lograr acoger a usuarios residenciales, comerciales e industriales de pequeño y mediano tamaño.

Otro de los requerimientos técnicos que limitan la implementación de estos programas son los dispositivos de medición con comunicadores para reportar información de consumo del usuario por intervalos. Además, el control directo del consumo de energía de los usuarios también puede ser una barrera de entrada, utilizados especialmente para la demanda residencial.

### 2.3.4. Costos de los programas de RD

La implementación de una LBC se encuentra asociada a un programa de reducción de demanda y por lo tanto los costos están determinados en forma global. Las LBC en particular determinan condiciones de medición y esta a su vez costos de aplicación. A la implementación de un esquema de reducción

---

<sup>26</sup> Ibidem

<sup>27</sup> Ibidem

<sup>28</sup> (24) A RECC consumer guide to Demand-side Response. United Kingdom. RECC, 2018.

de demanda y específicamente a la exigencia de exactitud de una LBC se le pueden asignar los costos de:

- Implementación de AMI que permitan realizar mediciones de los intervalos de tiempo que utilizan las LBC y la liquidación del recurso de la demanda.
- Costos de activos para el envío de información.
- Costos de los incentivos entregados a usuarios. En el año 2019, estos ascendieron a 28.5, 1.8, 125 y 140 millones de dólares para los mercados de ERCOT, New England, PJM y CAISO respectivamente según EIA<sup>29</sup>. Otros costos del programa reportados para el mismo período fueron 4.1, 1.8, 72.2 y 4.4 millones de dólares para los mismos mercados
- Costos burocráticos para que los usuarios puedan participar de los programas que incluyen variados requerimientos técnicos y pruebas de error que se deben presentar como papeleo de solicitud para hacer parte de los mismos.
- Costos de divulgación para atraer y conectar usuarios a los programas.
- La creación de un eslabón en la cadena para realizar la agregación de demanda.

#### 2.4. Aplicación de líneas base de consumo en los programas de respuesta de la demanda analizados para diferentes tipos de usuario<sup>30</sup>

Según lo expuesto a través de las experiencias internacionales consultadas, en algunos mercados se diseña una única línea base que es aplicada para todos los usuarios registrados, tanto de gran tamaño como a través de agregadores de demanda. Este es el caso de los programas evaluados en Argentina, Australia, Corea del Sur y Brasil. A veces, este tipo de diseños puede resultar desfavorable, porque una sola metodología no alcanza a evaluar los diferentes patrones de consumo existentes entre tantos usuarios que se acogen al programa. Este tipo de diseño puede cumplir con los requisitos de simplicidad, integridad y efectividad, pero afecta de manera notoria la inclusión, porque deja por fuera a usuarios que por sus patrones de consumo obtendrán un error porcentual demasiado alto y como no existe otra metodología por la que puedan optar, quedarán por fuera del programa, por lo que ese ahorro de energía podría perderse de manera parcial o total.

En otro tipo de programas si se han diseñado diferentes metodologías de línea base de consumo para diferentes tipos de usuario. Son los operadores y reguladores de los mercados quienes dan los parámetros bajo los cuales ciertas líneas son permisibles o no para ser aplicadas. Además, en otros mercados es posible que sea el mismo usuario quien proponga la manera en la que debería ser estimada su LBC, siempre manteniendo controlado el error

---

<sup>29</sup> (25) EIA Annual Electric Power Industry Report, Form EIA-861, October 6, 2020.

<sup>30</sup> Aunque es probable que el lector haya inferido esta información a partir de la sección 2.2 previamente elaborada, se realiza un resumen de comparación de las metodologías en términos de usuarios de los programas de respuesta de la demanda, dando cumplimiento a la actividad iv del ítem a del Producto 1 a través de esta sección 2.4. y la siguientes, secciones 2.5, 2.6. y 2.7.

de estimación, el manejo de días con consumo atípico y otros factores en consideración. Este tipo de diseños son encontrados en los mercados de Francia, CAISO, ERCOT, PJM e ISONE.

En Francia, se ha acogido a múltiples usuarios que no cuentan con telemedición y que por tanto no podrían beneficiarse de los programas si no es a través de la perfilación del consumo de estos, en la cual la capacidad máxima de retiro se aproxima por la potencia suscrita del sitio de demanda perfilado. Así mismo, en Corea del Sur se realiza una subdivisión de tipo de agentes diferenciados por su capacidad de reducción obligatoria en los programas de RD, lo que permite que usuarios con consumos considerablemente diferentes (máximo de 500 MW y mínimo de 1MW) puedan participar como agentes activos del mercado.

## 2.5. Comparación de metodologías

Con base en la revisión internacional realizada anteriormente, se identificaron tendencias internacionales hacia las que se mueven los programas de RD en el ámbito de los mercados energéticos más desarrollados. En esta sección, se pasará a realizar una comparación de dichas tendencias a partir de los criterios establecidos en la siguiente sección.

### 2.5.1. Criterios para comparación de metodologías

Existen criterios de carácter cualitativo y cuantitativo deseables dentro de cualquier metodología de estimación de LBC. En este apartado se exponen las cualidades bajo las cuales se evaluarán las metodologías consultadas.

#### 2.5.1.1. *Exactitud*

La cual describe el hecho de que los incentivos dados a los consumidores por sus reducciones de demanda deben ser otorgadas justamente por lo que realizan, entendiendo que una LBC debe tener un alto grado de precisión para estimar el consumo en caso de que no se hubiera efectuado evento para un día específico.

#### 2.5.1.2. *Sesgo*

Una LBC no debe tener tendencias a sobreestimar o subestimar el consumo de energía eléctrica de un usuario. Sin embargo, las líneas base de consumo con menor sesgo son aceptadas debido a que el error de las mismas es conocido y se pueden adoptar factores de ajuste para corregir imprecisiones.

#### 2.5.1.3. *Precisión*

Se refiere a cuán confiable es el resultado con ensayos repetidos. Un resultado preciso muestra el mismo (o muy similar) resultado cada vez que se emplee el método.

#### 2.5.1.4. *Sencillez*

La LBC debe ser lo suficientemente simple para que todas las partes interesadas puedan comprenderla, calcularla e implementarla.

#### 2.5.1.5. *Integridad*

Una LBC no debe incluir atributos que alienten o permitan a los clientes distorsionar su línea de base a través del consumo irregular ni les permitan jugar con el sistema.

#### 2.5.1.6. *Variabilidad*

Una LBC acepta que las diferencias entre el consumo estimado y efectivo de los usuarios se encuentren dentro de un rango de error.

#### 2.5.1.7. *Efectividad*

Qué tan efectiva es la LBC para reportar resultados favorecedores a los programas.

#### 2.5.1.8. *Facilidades y restricciones*

Facilidades y restricciones que tendrían para ser aplicadas.

#### 2.5.1.9. *Inclusión*

Identificación de las restricciones de un método para que una mayor cantidad de usuarios puedan participar en el programa de RD.

En la siguiente tabla se observa la naturaleza de cada uno de los criterios seleccionados.

**Tabla 2.1.**

**Naturaleza de los criterios de comparación de metodologías**

Criterios cualitativos	Criterios cuantitativos
Sencillez	Exactitud
Integridad	Sesgo
Efectividad	Precisión
Facilidades y restricciones	Variabilidad
Inclusión	

Realización propia

A continuación, se presentan las apreciaciones de criterios cualitativos para cada una de las metodologías expuestas en la sección.

## 2.6. Apreciación de metodologías por criterios cualitativos

Métodos cuya LBC es un promedio de datos históricos de las mediciones de los valores de consumo de los usuarios	
<b>Sencillez</b>	<p>Su estimación se realiza a través de cálculos simples, siendo estos promedios históricos de consumo de energía eléctrica y ajustes aditivos o multiplicativos, que no reflejan complejidad matemática o estadística. Son fáciles de usar si se cuenta con medidores que permitan identificar los cambios en el consumo de energía dentro de los intervalos de tiempo establecidos como eventos.</p> <p>Es probable que los usuarios entiendan con facilidad este tipo de metodologías ya que no requieren ninguna complejidad matemática o estadística. Estos podrían idear soluciones sencillas que permitan disminuir su consumo dentro del evento con respecto a su consumo histórico, accediendo así a los incentivos ofrecidos en los programas.</p>
<b>Integridad</b>	<p>La integridad de la LBC dependerá en gran medida del conocimiento de la probabilidad de ocurrencia de un evento por parte de los usuarios.</p> <p>Si los usuarios identifican patrones en la ocurrencia de eventos, podrán modificar sus acciones durante los días anteriores para aumentar significativamente su línea base de consumo y aparentar, en el evento, una respuesta de la demanda que induciría a mayores beneficios económicos del programa.</p> <p>Este método es el más susceptible al <i>Gaming</i>, debido a que toma una menor cantidad de variables, en su gran mayoría consumo histórico de días anteriores cercanos al evento, que le permiten el usuario mayor control sobre su línea base de consumo.</p> <p>Según algunas conclusiones del modelo dinámico estocástico realizado por Ellman y Xiao en el año 2019<sup>31</sup>, que optimiza las acciones de clientes bajo un programa de respuesta de la demanda basado en la línea de base, con el fin de descubrir incentivos para comportamientos de Gaming, las empresas de servicios públicos eligen óptimamente líneas base de consumo tipo 5 de 10 en vez de 5 de 5. Con mayores cantidades de días Y en metodologías X de Y, es más difícil para los usuarios establecer un control directo para determinar premeditadamente y aumentar para su beneficio la línea base de consumo.</p>
<b>Efectividad</b>	De acuerdo con las características de estos tipos de métodos, se consideran efectivos para su aplicación, seguimiento y reporte de resultados de los programas de RD.
<b>Facilidades y restricciones</b>	<p>Son fácilmente aplicables. Si se cuenta con medidores de consumo hora a hora, se pueden diseñar LBC por horas. De tener solo medidores convencionales, se restringe su aplicación.</p> <p>En las experiencias consultadas, los grandes usuarios participan de estas y los pequeños pueden participar a través de agregadores. El modelo del agregador en Colombia a través de los comercializadores tendría que expandirse para que los pequeños consumidores pudieran participar en los programas.</p>
<b>Inclusión</b>	Puede restringir la entrada de aquellos usuarios que por la variación de sus consumos históricos produzca un valor de RRMSE alto mayor al límite de tolerancia establecido. En este sentido, la alternativa de mejor exactitud y menor sensibilidad a variación de los datos es más incluyente.

<sup>31</sup> (26) Customer Incentives for Gaming Demand Response Baselines. Ellman & Xiao, 2019. IEEE.



Métodos cuya LBC requiere de un método estadístico	
Sencillez	Dependiendo del modelo escogido, este tipo de metodologías contemplan más variables para la estimación del consumo de energía eléctrica de los agentes en un escenario sin eventos, por lo que el grado de complejidad aumenta. Ya no solo son evaluados los consumos históricos, sino que se suman ajustes por tipo de día, clima o temperatura, entre otros. Debido a que deben considerarse otras variables en la estimación del consumo, además de requerir de un método estadístico para la estimación, a los usuarios les puede resultar difícil comprender los factores que inducen un consumo de energía eléctrica que se encuentre por debajo de la LBC y por tanto, sobre cómo beneficiarse de los programas.
Integridad	Este método es menos susceptible de <i>Gaming</i> por parte de los usuarios (con respecto al método de LBC mediante promedio de consumo histórico) debido a que el establecimiento de la LBC se realiza a través de diferentes variables, por lo que, aunque el consumo histórico (alterable por parte de los usuarios) puede ser modificado por los mismos, el resto de las variables que controlan los cálculos estadísticos e impiden la totalidad del control de la referencia de consumo.
Efectividad	Permite estimar el consumo en función de las variables que lo afectan, lo cual permite obtener una LBC más precisa y por lo tanto con buena efectividad para el reporte de resultados.
Facilidades y restricciones	En facilidades, se aprecia que este tipo de métodos es replicable a todo tipo de segmentos/usuarios y es flexible. Además, buscan buena precisión al involucrar variables que determinan o influyen el consumo. En restricciones, debe observarse que este tipo de métodos es normalmente utilizado por grandes usuarios no regulados, con cargas superiores a 100 KW. Además, la utilización de estas LBC es compleja, al requerir de una gran cantidad de información como clima, temperatura, humedad, nubosidad, velocidad del viento, lo que requeriría otro tipo de esfuerzos en coordinación con entidades que registren este tipo de información con una periodicidad semejante a la de medición de consumo de energía eléctrica.
Inclusión	Debido a que este tipo de métodos también acogen la variable del consumo histórico del usuario, esta metodología puede restringir la entrada de aquellos usuarios que por la variación de sus consumos históricos produzca un valor e RRMSE que supere el límite de tolerancia establecido. En este sentido la alternativa de mejor exactitud y menor sensibilidad a variación de los datos es más incluyente.

Métodos cuya LBC requiere encontrar días semejantes o los valores del consumo de energía en intervalos cercanos al mismo día del evento	
Sencillez	En las metodologías de los mercados consultados, estos métodos requieren frecuentemente de herramientas estadísticas para determinar la semejanza del consumo (o del clima en CAISO) en diferentes días, además, se pueden corregir las estimaciones a través de la inclusión de otras variables, lo que mejora la exactitud de los métodos, pero los hace más complejos. La facilidad para aplicar estos métodos dependerá de la disponibilidad de información sobre el mercado, como medición de consumo por intervalos, clima o temperatura, entre otras. Al igual que en las LBC que requieren la utilización de métodos estadísticos, a los usuarios les puede resultar difícil comprender los factores que inducen un consumo de energía

	eléctrica que se encuentre por debajo de la LBC y por tanto, sobre cómo beneficiarse de los programas.
Integridad	En este método será importante que los usuarios no conozcan a fondo la probabilidad de ocurrencia de un evento para no tener referencias de las acciones que deberían realizar para aumentar su línea base de consumo. Debido a que este tipo de metodologías se controlan por otro tipo de variables, es dificultoso para el usuario apuntar a beneficiarse del programa sin realizar un esfuerzo de ahorro.
Efectividad	Este tipo de métodos requieren de datos históricos para un día que sea similar al día del evento y por lo tanto, el consumo por intervalos de ese día similar se asume como línea de base para el evento; por otra parte, consideran solamente datos de un día, en lugar de varios días.
Facilidades y restricciones	En facilidades, se puede observar que busca buena precisión al involucrar los días pares, semejantes en consumo. La metodología, cuando no involucra variables adicionales como clima, temperatura, es fácilmente replicable. Además, puede ser útil para programas donde participen los agregadores de demanda. En restricciones, sin embargo, se evidencia que este tipo de métodos se utilizan generalmente para grandes consumidores. Además, los ajustes por temperatura pueden ser complejos para utilizar en países como Colombia donde hay pocas estaciones de registro.
Inclusión	Es una metodología que resulta de encontrar aquellos días anteriores más similares usando metodologías para establecer agrupamientos por cercanía ("cluster"), de nuevo si hay poca variabilidad en los consumos históricos se podría decir que los días similares deben tener resultados de error muy similares a la alternativa de regresión. Se puede calificar de ser también altamente inclusiva.

Métodos cuya LBC corresponde al mismo periodo del año anterior	
Sencillez	Es el tipo de metodología más sencilla y fácil de entender debido a que no necesita un cálculo para ser estimada. Además, es la más fácil de usar debido a que la información del consumo de energía eléctrica está agregada para los meses de servicio para los usuarios, y el comercializador de energía también cuenta con el acceso a estos registros de manera rápida. Sin embargo, se debe aclarar que los esfuerzos por parte del usuario para ahorrar energía tendrán que ser mayores, ya que debe estar pendiente durante un periodo de un mes de asegurarse de disminuir su consumo de energía. Esto, es para los casos de las LBC establecidas para los programas evaluados en Argentina y Brasil.
Integridad	Debido a que no hay posibilidades de modificar el consumo de referencia de estas metodologías, los usuarios no tienen la posibilidad de jugar en los programas a través de esquemas de riesgo moral o de actuar como free-ryders, razón por lo cual, esta metodología es la más íntegra.
Efectividad	Estos métodos se han utilizado para verificar el cumplimiento de metas en programas de ahorro de energía; por lo tanto, se pueden utilizar para la construcción de LBC y reporte de resultados. Sin embargo, pueden presentarse restricciones para su aplicación como los ciclos de facturación en todos los sectores de consumo de energía y por lo tanto es medianamente efectivo.
Facilidades y restricciones	En facilidades, debe apreciarse que, como la referencia es el consumo de energía en el mes, permite ser aplicado a todo tipo de usuarios, sin importar el tipo de medidor. En

	restricciones, debe tenerse en cuenta que, en el mercado regulado, los ciclos de facturación no son iguales, por lo que hay que depurar y ajustar las cifras de consumo mensual.
<b>Inclusión</b>	Es menos exigente en términos de intervalo de medición y por lo tanto de equipos de mayor resolución para su implementación. Por lo que no excluiría ningún tipo de usuario. Sin embargo, no capta variaciones intramensuales, por lo que se debe ver reflejado en la exactitud y precisión.

En la siguiente tabla se expone la calificación por criterios cualitativos de cada tipo de metodología abarcada dentro del estudio. Dentro de esta se asignan 4 puntos a la metodología con el mejor puntaje dentro del criterio, por lo que la suma de estos será la calificación total de cada metodología. Aquella con la mayor calificación tendría más ventajas cualitativas con respecto a las demás.

**Tabla 2.2.**  
**Puntuación de metodologías por criterios cualitativos**

Metodología / Criterio	Efectividad	Sencillez	Integridad	Inclusión	Restricciones	Calificación
Métodos cuya LBC es un promedio de datos históricos de las mediciones de los valores de consumo de los usuarios	2	3	1	2	4	12
Métodos cuya LBC requiere de un método estadístico	4	2	2	2	3	13
Métodos cuya LBC requiere encontrar días semejantes o los valores del consumo de energía en intervalos cercanos al mismo día del evento	3	2	3	3	3	14
Métodos cuya LBC corresponde al mismo periodo del año anterior	1	4	4	4	1	14

Realización propia

Como se puede observar, las mayores calificaciones cualitativas las obtuvieron las metodologías de días semejantes y mismo periodo del año anterior, sin embargo, las cuatro presentan puntajes considerablemente cercanos si se observa que el menor puntaje posible es igual a 5 y el mayor es igual a 20. Sin embargo, hace falta realizar una evaluación de las metodologías a través de los criterios cuantitativos establecidos anteriormente. Esta se presenta a continuación.

## 2.7. Comparación cuantitativa

En esta sección se realiza la estimación del error de predicción y límites de tolerancia de cada una de las metodologías comparadas en las secciones 2.4. y 2.5. del estudio, dando cumplimiento a la actividad ii del ítem c del producto 1.

### 2.7.1. Introducción

A continuación, se evalúa cuantitativamente cada una de las metodologías para estimar la LBC, analizando alternativas seleccionadas en el referenciamiento internacional y variantes de ellas a saber:

1. Días Anteriores: Consumo promedio por hora de x días anteriores para
  - a. Días consecutivos previos.

- b. Mismo día de las semanas previas.
2. Regresión: Consumo horario calculado con la regresión de x días anteriores.
  - a. Mismo día de las semanas previas.
  - b. Mismo día de las semanas previas con efecto de temperatura.
3. Día similar: Consumo horario calculado con el día más similar a las horas anteriores de la hora a calcular.
4. Mes anterior: Consumo diario calculado con el promedio de los tipos de día de ventanas de cuatro semanas anteriores.

### 2.7.2. Procedimiento

Para evaluar las metodologías anteriores se utiliza una muestra de lecturas horarias de octubre 2019 a febrero 2020 de 20 fronteras de usuarios regulados y 50 fronteras de usuarios no regulados del SIN suministradas por XM. Las lecturas o son en fronteras del Sistema Transmisión Nacional o reflejadas a este nivel.

Adicionalmente, se hace uso de información de temperatura en cada uno de los municipios donde se encuentra localizada la frontera de la base de datos del servicio de información de la NASA<sup>32</sup> para cada período horario del mismo horizonte.

La información se ordena y organiza en condiciones estándar para análisis de datos. Se identifican datos faltantes, que son remplazados por interpolación o en caso de ser necesario por eliminación de la observación. Se eliminan casos con escasa información como son las fronteras de alumbrado público. Para las alternativas de días ordinarios anteriores se eliminan días festivos y fines de semana.

Con programas en lenguaje Python se simula cada una de las metodologías para calcular la proyección de cada hora o día y calcular el error de predicción para todas las horas o días del horizonte y para cada una de las fronteras. El error de predicción se establece por la diferencia del valor obtenido con los modelos y el valor real para cada una de las ventanas posibles en el horizonte, es decir, el número de veces que la ventana puede caber en el horizonte.

Para cada metodología y frontera se calculan los índices de exactitud y precisión con el fin de comparar las metodologías considerando diferentes duraciones de ventana de valores predictores como se presenta en la tabla siguiente:

**Tabla 2.3.**

**Metodologías de cálculo para LBC y duración de ventanas para cada una**

Metodología LBC	Duración de ventana
1. Días anteriores consecutivos	5,10,15 ,20 ,25 ,30 días
2. Mismo día de semanas anteriores	2, 3, 4, 5, 6, 7, 8 semanas
3. Regresión	2, 3, 4, 5, 6, 7, 8 semanas
4. Regresión con temperatura	2, 3, 4, 5, 6, 7, 8 semanas
5. Día similar	10 días ordinarios previos

<sup>32</sup> A través del portal Giovanni, que se encuentra a través del portal <https://giovanni.gsfc.nasa.gov/giovanni/>

6. Promedio Día	2, 3, 4, 5, 6, 7, 8 semanas
7. Cuatro semanas anteriores	4 semanas iniciando 4, 8, 12 y 16 semanas antes

Elaboración propia

### 2.7.3. Descripción

Se presenta a continuación una descripción de cada una de las metodologías indicadas en la tabla anterior.

#### *Método 1 Días anteriores Consecutivos*

Se calcula la LBC para cada hora del día como el valor promedio de los consumos para la misma hora de los  $x$  número de días anteriores. Se excluyen días festivos y días de fin de semana y días en los cuales se haya realizado una reducción por efecto de un programa de reducción de demanda.

#### *Método 2 Mismo día de semanas anteriores*

Se calcula la LBC para cada hora de cada día de la semana como el valor promedio de los consumos para cada hora del mismo día del número de semanas  $x$  anteriores.

#### *Método 3 Regresión*

Se calcula como una proyección para cada hora del día de la semana tomando como predictores la misma hora del mismo tipo de día del número  $x$  de las semanas anteriores. La proyección se establece con la función lineal que minimiza el error cuadrático de ajustar esta función a los valores de las semanas anteriores.

#### *Método 4 Regresión con temperatura*

En la misma forma la metodología anterior se calcula la función lineal para cada hora los consumos de las mismas horas del mismo día de semana del número de semanas anteriores y la temperatura en el sitio registrada para esa hora.

#### *Método 5 Día similar*

Se establece la LBC de la hora del día como el valor de la misma hora del día similar. El día similar se encuentra como el día dentro de 10 días anteriores en los cuales los consumos de las horas previas a la hora presentan el menor valor de las sumas de las diferencias cuadráticas de cada hora previa.

#### *Método 6 Promedio día*

Se calcula la LBC para el día como el promedio del consumo del mismo día del número  $x$  de semanas anteriores.

#### *Método 7 Cuatro semanas anteriores*

Se calcula la LBC para cada día de semana como el promedio del consumo del mismo día de 4 semanas inician 4, 8, 12 y 16 semanas antes.

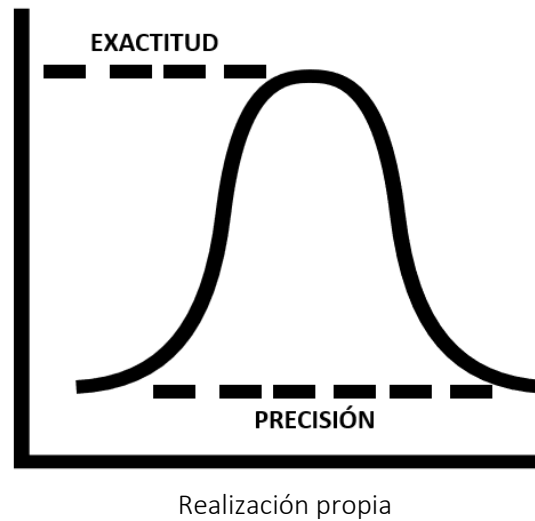
### 2.7.4. Índices de exactitud y precisión

Se entiende exactitud como el valor del error en términos porcentuales del valor real; entre más bajo sea el error mejor es la predicción. Por su parte, la precisión corresponde a la variación de este error.

Entre más bajo sea el porcentaje de precisión, el estimativo de error presenta baja variabilidad. En la siguiente figura se observa una descripción gráfica de ambos términos.

Figura 2.2.

Observación gráfica de exactitud y precisión estadísticas



Aunque en la literatura especializada se reporta un gran número de indicadores de exactitud y precisión, para efectos de este estudio se utilizarán los más referenciados según el objetivo de establecer el sesgo, la exactitud y la precisión para comparar las metodologías de LBC. El objetivo es encontrar aquella metodología que presente bajo sesgo, con un bajo error y un alto nivel de certeza.

#### *Índice de Exactitud*

Para determinar el sesgo de la predicción resultado de la aplicación de las alternativas se usa el error medio porcentual (MPE), definido como el valor promedio de la diferencia del valor resultado de la proyección menos el valor real, dividido por el valor promedio del valor real.

$$MPE = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i}$$

Donde:

- MPE :** Error medio relativo en porcentaje (%)
- $\hat{y}$ :** Valor estimado con LBC en MWhr
- y:** Valor observado en MWhr
- n:** Número de predicciones

Si el valor es positivo la estimación presenta sobreestimación del valor real y por el contrario si es negativo se presenta subestimación.

### Índices de Precisión

Los índices de precisión establecen la magnitud del error sin importar si este es positivo o negativo. Se utilizan dos indicadores el valor medio del valor absoluto del error porcentual (MAPE) y el valor relativo de la raíz cuadrada del valor medio del cuadrado del error (RRMSE).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right|$$

$$RRMSE = \frac{\frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i}$$

Donde:

MAPE:	Valor absoluto del error relativo
n:	Número de períodos de predicción
$\hat{y}$ :	Valor estimado con LBC en MWhr
y:	Valor observado en MWhr

Los dos índices permiten identificar el grado de ajuste de una predicción al valor real independiente de su signo, sin embargo, el segundo da mayor peso a errores altos y por lo tanto a la variabilidad de los mismos. Por esta razón es el índice más utilizado para seleccionar una metodología de LBC a nivel internacional.

### 2.7.5. Resultados

Los resultados se analizan a la luz de los índices antes mencionados para cada una de las alternativas planteadas y utilizando la muestra de los consumos horarios de 59 fronteras de usuarios no regulados y regulados.

#### 2.7.5.1. MPE

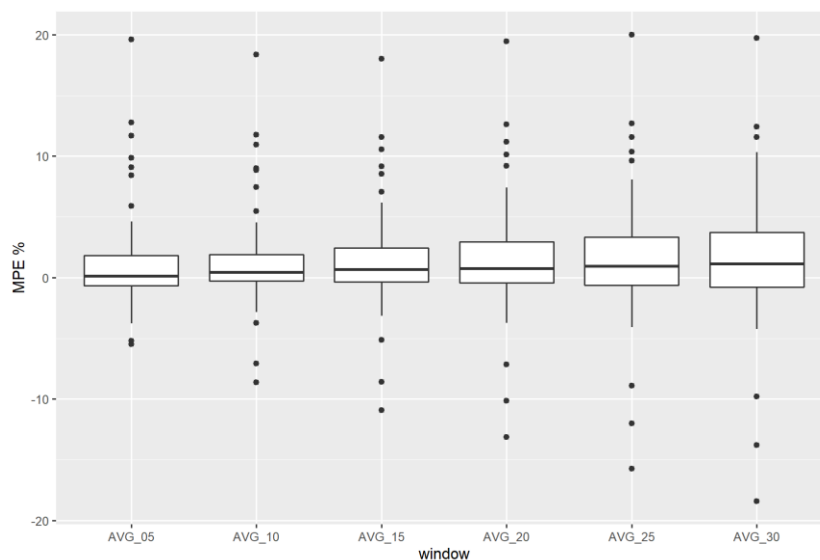
##### Método 1 Días anteriores

Al aplicar el índice de sesgo MPE en esta metodología, se obtiene el gráfico de cajas de las Figura 1.1, en el que se presentan los resultados para el método considerando 5,10 ,15 ,20 ,25 y 30 días laborales anteriores al día a predecir.

Al comparar estas figuras se ilustra cómo al aumentar el número de días previos tenidos en cuenta para el cálculo de la LBC, el MPE aumenta. Así mismo, la mediana de los valores del MPE de cada frontera de consumo pasa de 0.1217% con 5 días a 1.129% con 30 días, y se observa que la metodología tiende a sobreestimar el valor real de consumo. Adicionalmente se observa que con el

aumento de la ventana los efectos de la variabilidad del consumo se reflejan en mayores valores del índice.

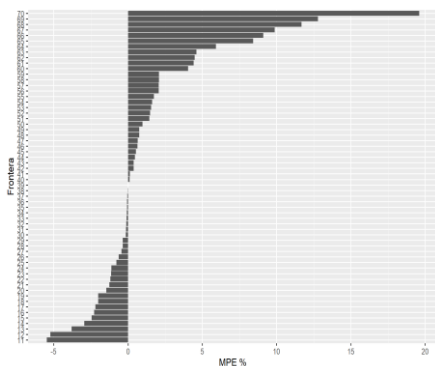
**Figura 2.3.1 MPE Método 1 con 5 a 30 días previos**



Se presentan los valores de MPE por frontera en las Figuras 2.3.2. y 2.3.3, que ilustran cómo en algunas fronteras se presentan valores negativos que indican la tendencia a subestimar el valor en estos casos y en forma contraria para los valores positivos del índice, por lo que se puede evidenciar que esta metodología tiende a sobre estimar el valor real del consumo.

En las figuras 2.3.4. y 2.3.5. se presentan los MPE para fronteras de usuarios regulados de la muestra y para usuarios no regulados para la ventana de 5 días. Se destaca la variabilidad en las fronteras de usuarios no regulados entre los cuales se presenta la sobre estimación y subestimación. Por el contrario, en las fronteras de usuarios regulados el índice es inferior y la tendencia muestra que en estos casos hay una tendencia a sobreestimación.

**Figura 2.3.2. MPE Método 1 - 5 días**



**Figura 2.3.3 MPE Método 1 - 30 días**

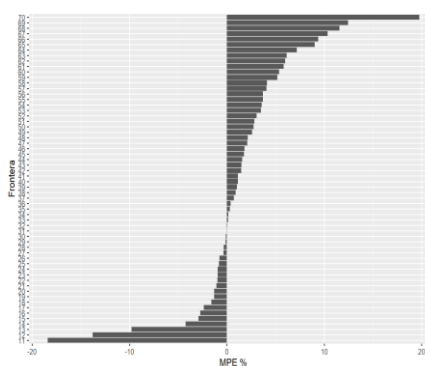




Figura 2.3.4 MPE Método 1 Regulados

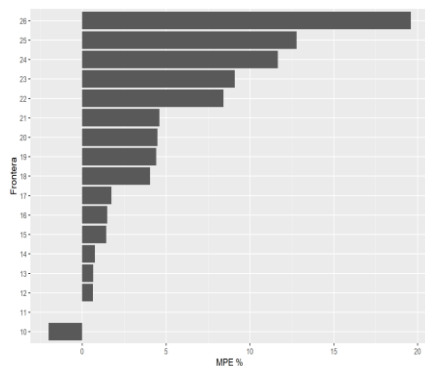
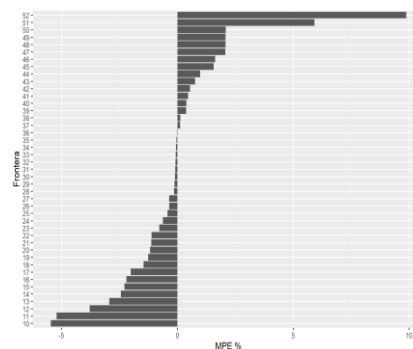


Figura 2.3.5 MPE Método 1 No Regulados

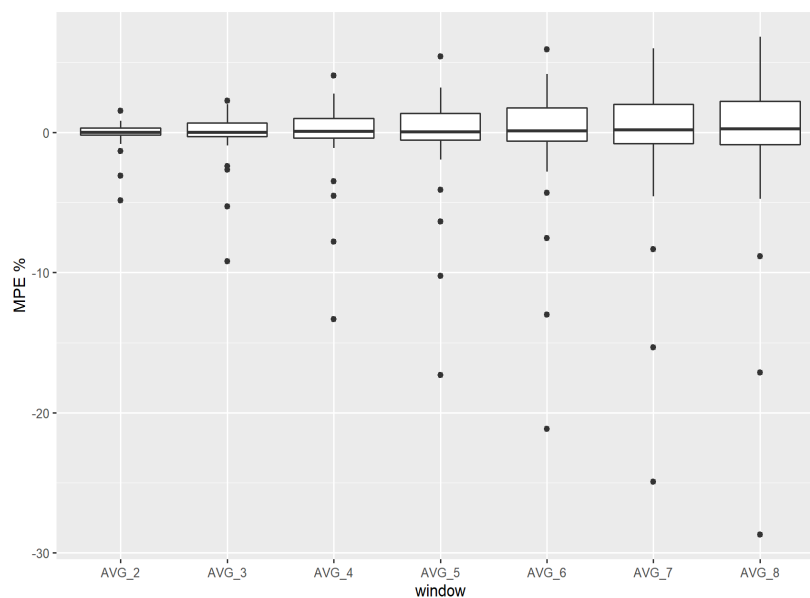


### Método 2 Mismo día de semanas anteriores

Al aplicar el índice de error MPE se obtienen los gráficos de cajas de la Figura 2.4.1. para el método 2 de LBC 1.b considerando desde 2 hasta 8 semanas anteriores.

Esta figura ilustra cómo al aumentar el número de semanas previas el MPE aumenta. La mediana de los valores del MPE de cada frontera de consumo pasa de 0.0057% con 2 semanas a 0.2467% con 8 semanas. La metodología tiende a sobreestimar el valor real de consumo. Adicionalmente se observa que con el aumento de la ventana los efectos de la variabilidad del consumo se reflejan en mayores valores del índice. Comparado con el Método 1, este presenta valores inferiores de MPE.

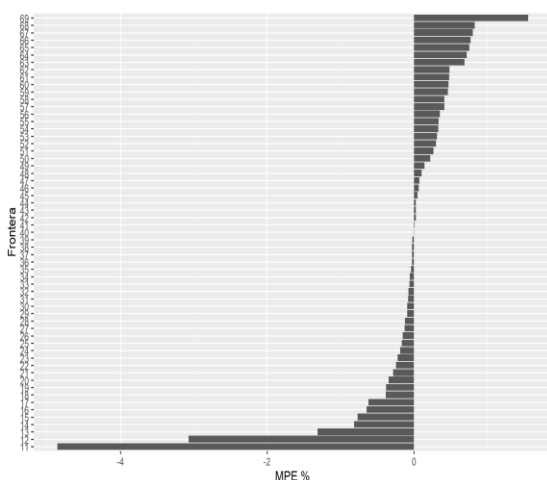
Figura 2.4.1. MPE Método 2



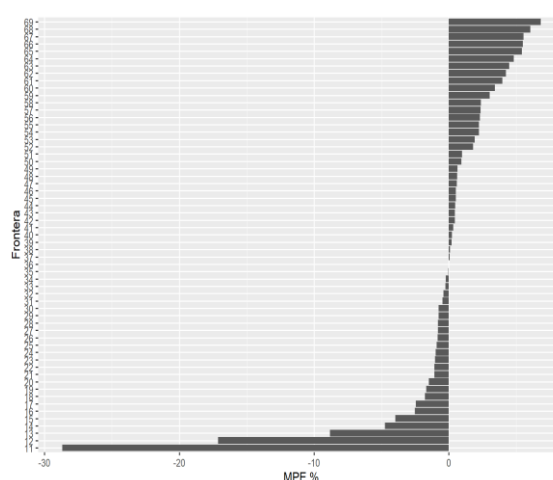
En las Figuras 2.4.2. y 2.4.3. se presentan los valores de MPE por frontera en las cuales se destaca que 3 fronteras presentan valores superiores al 1% en los dos sentidos positivo y negativo para 2 semanas y superiores al 5% en para el caso de 8 semanas.

Como se ilustra en la Figura 2.4.4. para usuario regulados los valores de MPE considerando 4 semanas es inferior al 2% y en la mayoría de los casos con tendencia a sobre estimar. Por otro lado, para fronteras de usuarios no regulados que se presentan en la Figura 2.4.5. con excepción de 3 fronteras los valores son superiores al caso de usuario regulado sin superar el 5%. En todos los casos hay resultados tendientes tanto a sobre estimar como a subestimar el consumo real.

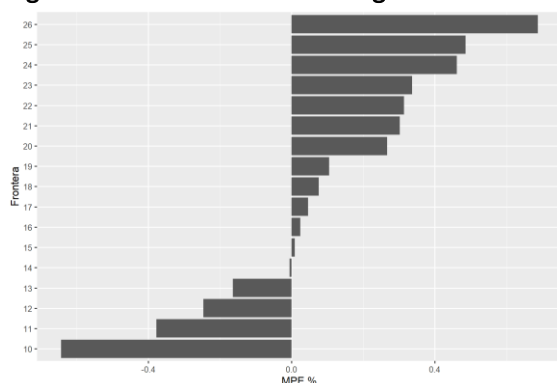
**Figura1. 2.4.2 MPE Método 2 - 2 semanas**



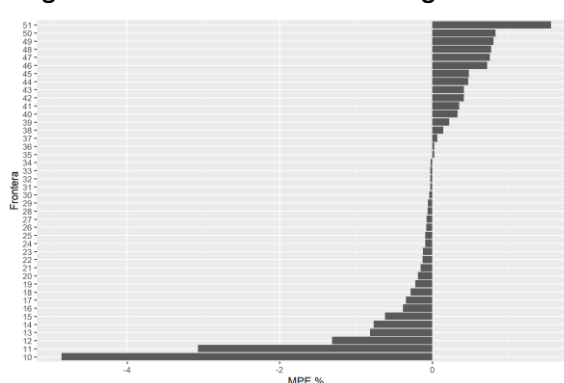
**Figura 2.4.3. MPE Método 2 - 8 semanas**



**Figura 2.4.4. MPE Método 2 Regulados**



**Figura 2.4.5 MPE Método 2 No Regulados**



### Método 3 Regresión lineal

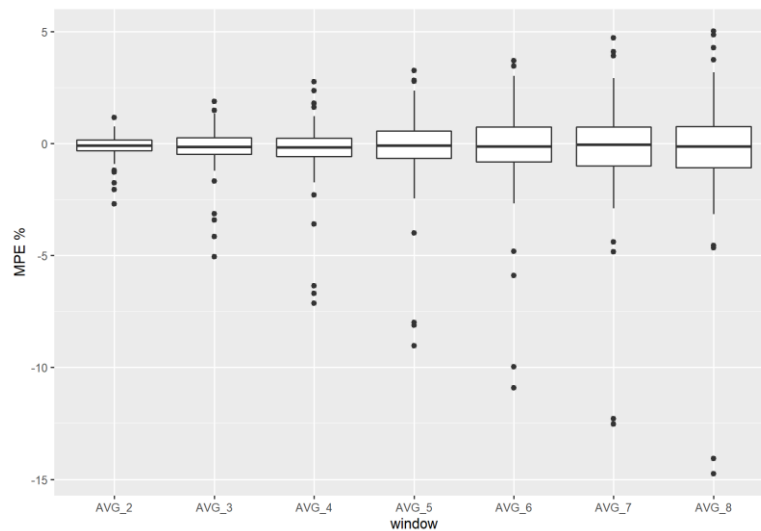
El cálculo del MPE de las predicciones con el Método 3 tiene los resultados presentados en las Figuras 2.5.1. para 2 a 8 semanas anteriores.

Se ilustra cómo al aumentar el número de semanas previas tenidas en cuenta para el cálculo de la LBC el MPE aumenta. La mediana de los valores del MPE de las fronteras de consumo pasa de 0.096%

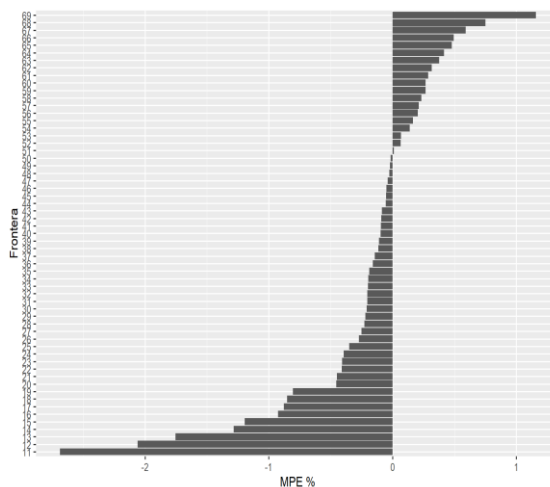
con 2 semanas a 0.1292% con 8 semanas. En este método se presenta menor impacto por el incremento en el número de semanas en comparación con los métodos 1 y 2 anteriores.

Las Figuras 2.5.2. y 2.5.3. muestran cómo descartando unas pocas fronteras con valores altos los niveles de MPE no superan el 1% en el primer caso y el 5% para el segundo caso. Las Figuras 2.5.4 y 2.5.5. presentan los resultados para los usuarios regulados y no regulados de la muestra advirtiendo los niveles inferiores al 0.5% con excepción de una frontera en el primer caso y de 5% con la excepción de 3 fronteras en el segundo. En los dos casos se encuentran valores positivos y negativos del índice.

**Figura 2.5.1 MPE Método 3**



**Figura 2.5.2. MPE Método 3 - 2 Semanas**



**Figura 2.5.3. MPE Método 3 - 8 semanas**

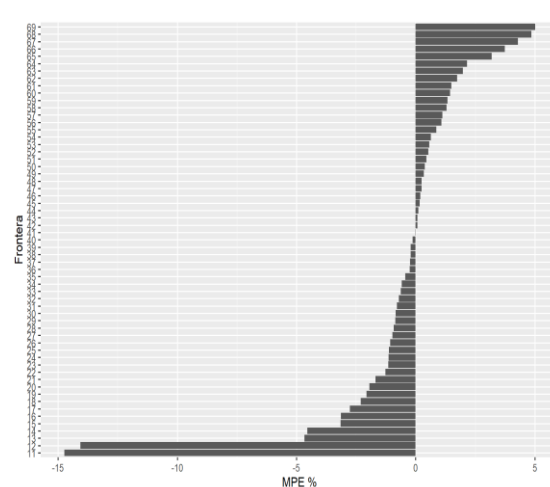


Figura 2.5.4. MPE Método 3 Regulados

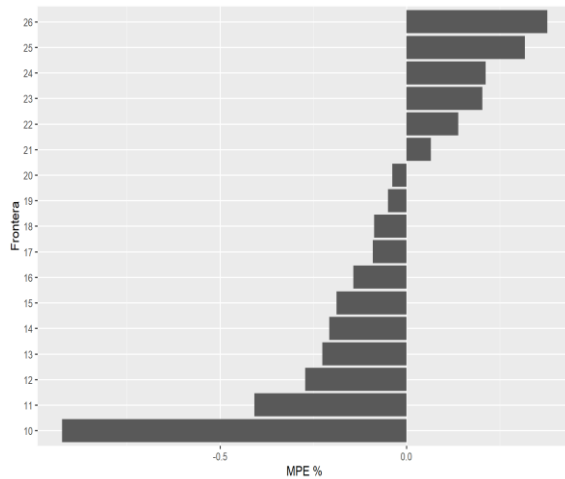
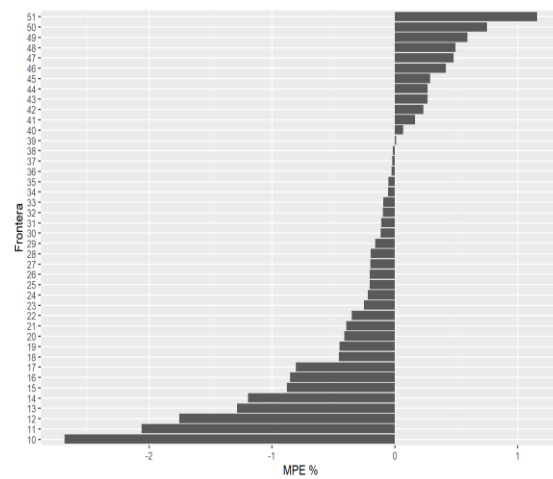


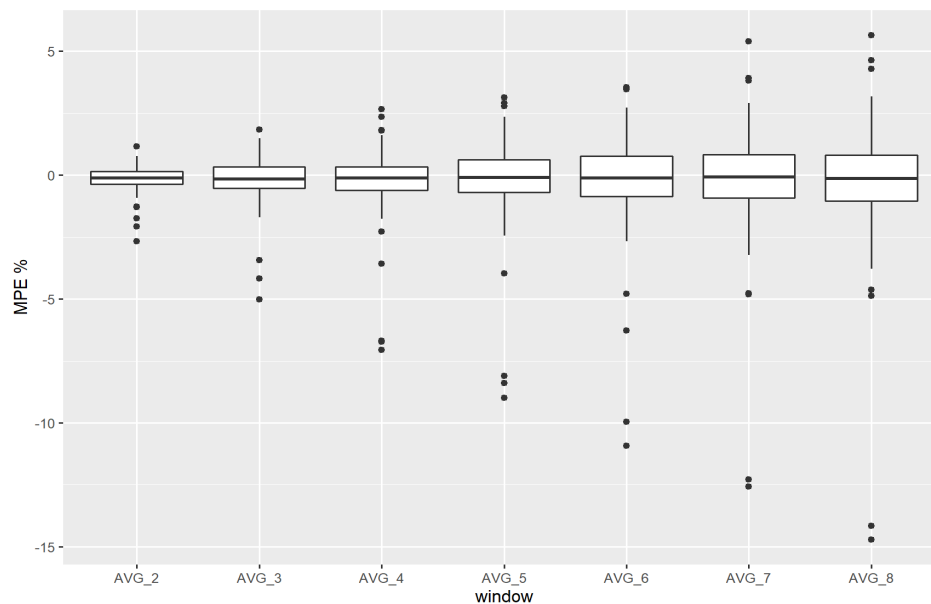
Figura 2.5.5. MPE Método 3 No Regulados



#### Método 4 Regresión lineal con temperatura

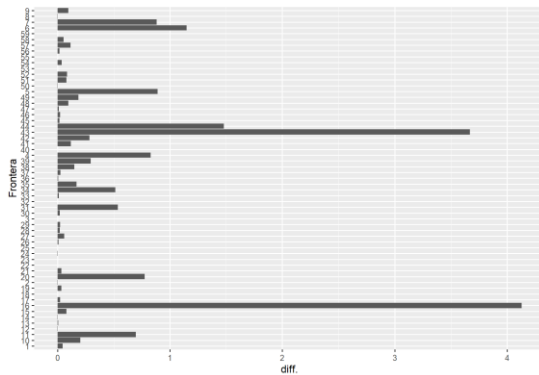
El cálculo del MPE de las predicciones con el Método 4 tienen los resultados presentados en la Figura 2.6.1. para 2 a 8 semanas anteriores. La mediana de los valores del MPE para estimaciones con 2 y 8 semanas respectivamente corresponden a los valores de -0,1098% y -0,1419%, por lo cual se observa que a través de la inclusión de la variable de temperatura disminuye la variabilidad de la estimación a través del método de regresión.

Figura 2.6.1. MPE Método 4

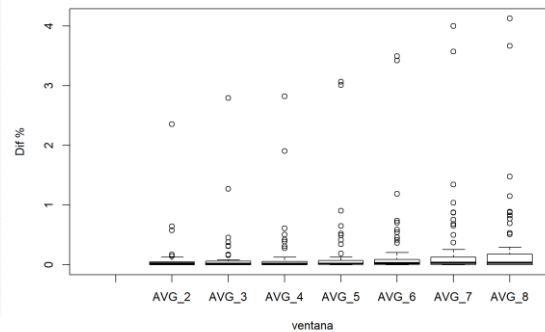


En la Figura 2.6.2. se presentan las diferencias por frontera en porcentaje del error para una ventana de 2 semanas. En esta se puede observar que se presentan únicamente 3 casos con un porcentaje de error entre un 0,5% y 2,5%. Además, en la Figura 2.6.3. se puede observar que la diferencia del error dentro de este método aumenta conforme se integran más semanas a la estimación, y aunque el aumento marginal de una semana no impacta considerablemente la estimación, si se puede observar el incremento del número de datos que son considerados como atípicos.

**Figura 2.6.2. Diferencias del error por frontera**



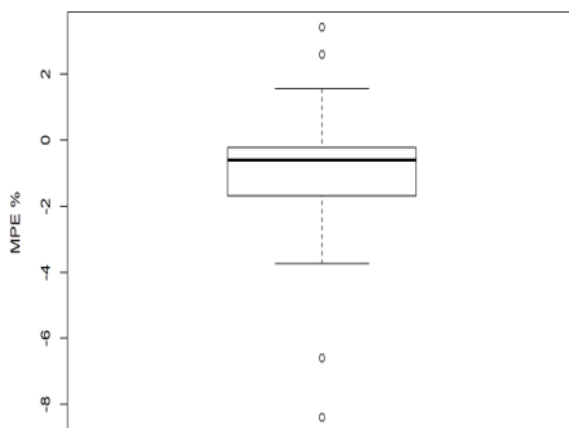
**Figura 2.6.3. Diferencias de error**



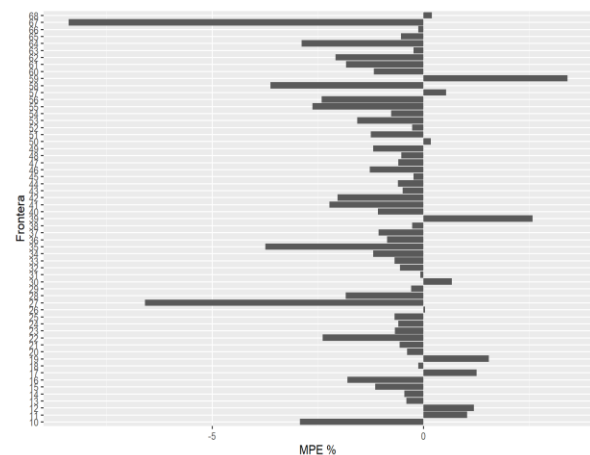
### Método 5 Día Similar

El cálculo del MPE de las predicciones con el Método 5 tiene los resultados presentados en la Figura 2.7.1. La mediana del valor del MPE es igual a -0,6%, observando una tendencia a la subestimación del consumo dentro del método. En la Figura 2.7.2 se puede observar que, con excepción de 4 fronteras, se obtiene una estimación con un error menor al 5%, y que el método muestra una tendencia hacia la subestimación del consumo de los usuarios.

**Figura 2.7.1. MPE Método 5**



**Figura 2.7.2. MPE Método 5 por frontera**



### Método 6 Promedio Día

En la Figura 2.8.1. se puede observar el gráfico de cajas y bigotes con el valor del MPE para el método 6. Al igual que en los anteriores métodos, la dispersión de los datos aumenta conforme se tiene en cuenta la información con más historia para la estimación de la LBC. En términos del valor de las medianas, para el promedio del mismo día de dos semanas atrás el valor es de 0,019% y para el promedio del mismo día de hace 8 semanas, el valor es de 0,04%. En las Figuras 2.8.2. y 2.8.3. se puede observar que, excluyendo 4 fronteras, se puede obtener un error de estimación por debajo del 10%. Además, en las gráficas 2.8.4. y 2.8.5. se puede establecer que el método varía más para los usuarios no regulados.

Figura 2.8.1. MPE Método 6

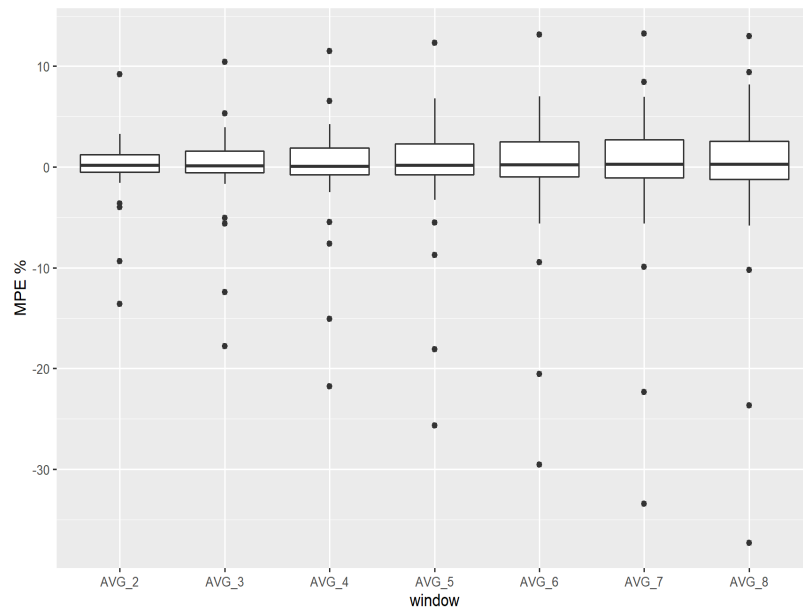


Figura 2.8.2. MPE Método 6 por frontera 2 sem

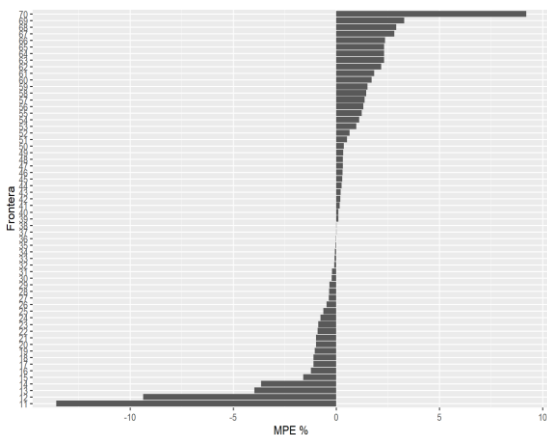


Figura 2.8.3. MPE Método 6 por frontera 8 sem

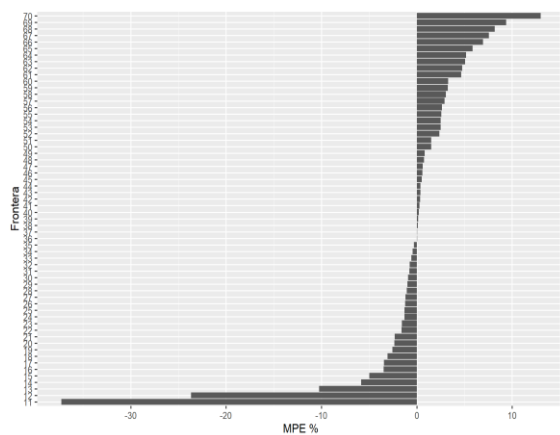


Figura 2.8.4. MPE Método 6 Regulados

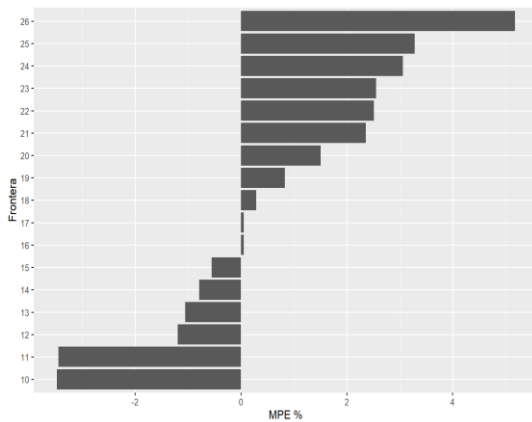
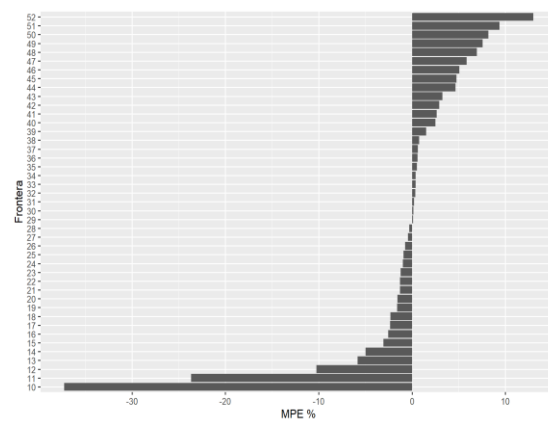


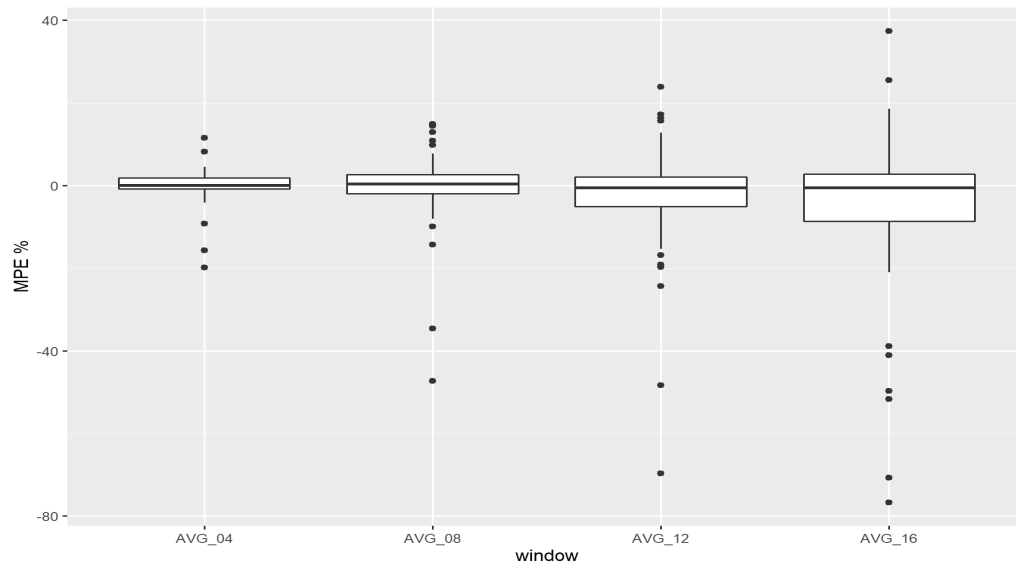
Figura 2.8.5. MPE Método 6 No Regulados



### Método 7 Cuatro Semanas

En la Figura 2.9.1. se puede observar el valor del MPE para el promedio de cuatro semanas hace cuatro, ocho, doce o dieciséis semanas atrás, donde se establece que el valor del mismo aumenta conforme se realizan los cálculos de la LBC con información más rezagada con respecto al día del evento; por ejemplo, la mediana del valor de MPE para la estimación de LBC con información de hace cuatro semanas es igual a -0,019% y con información de hace dieciséis este valor aumenta a -0,538%. Se observan valores de error inferiores a los del caso comparable con el método 2 que presentan para 4 semanas una mediana de 0.088% en la que el intervalo es horario y no diario.

Figura 2.9.1. MPE Método 7



Se puede establecer en las siguientes figuras que el método tiene tendencia a sobre estimar o subestimar el consumo dependiendo del agente. Si se excluyen 3 fronteras, el método tendría un

MPE por debajo del 10% para la estimación con información de hace cuatro semanas, lo que también sería posible si se excluyen 5 fronteras para la estimación de la LBC con información de hace dieciséis semanas. Para el caso del método de cuatro semanas, tanto en los agentes regulados como en los no regulados existe una tendencia a la subestimación del consumo.

Figura 2.9.2 MPE Método 7 Fronteras 4 sem

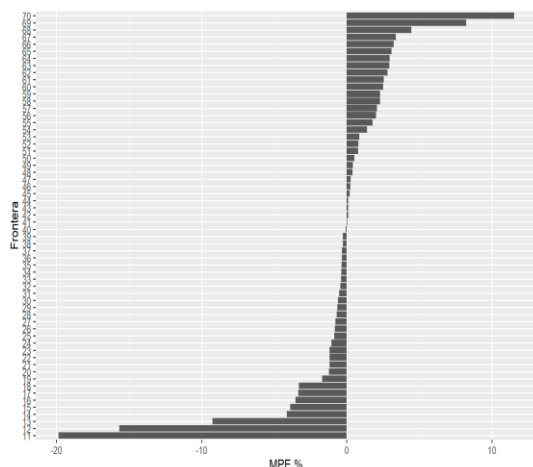


Figura 2.9.3 MPE Método 7 Fronteras 16 sem

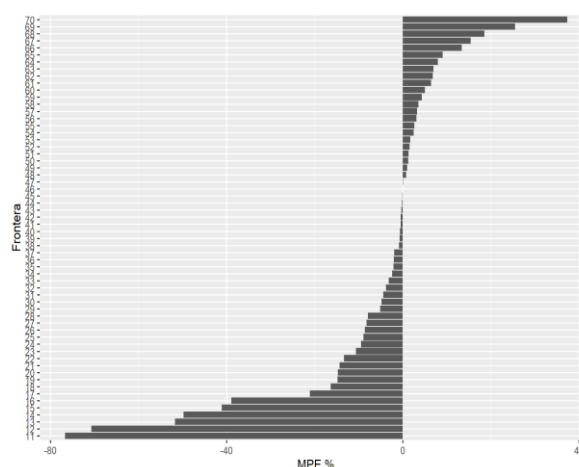


Figura 2.9.4 MPE Método 7 Regulados 4sem

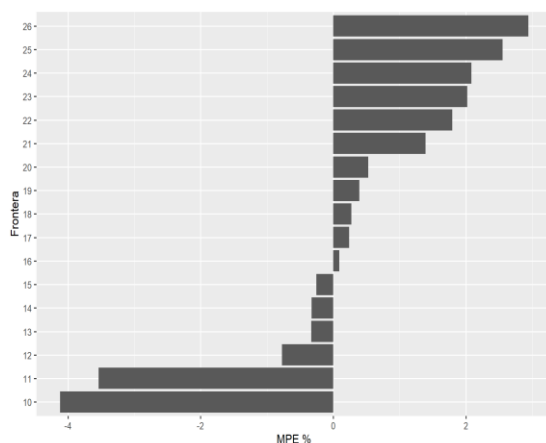
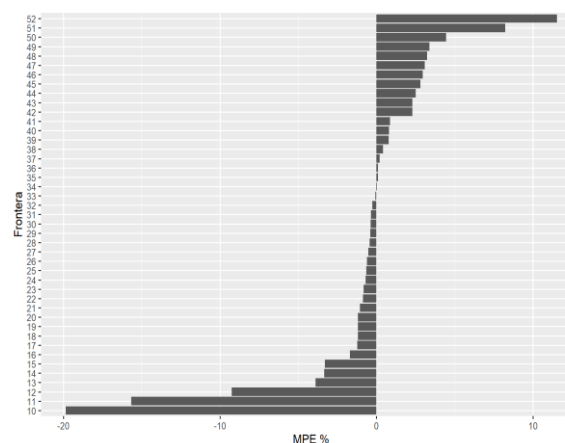


Figura 2.9.5 MPE Método 7 No Regulados 4 sem



En la siguiente tabla se puede observar un resumen de lo observado a partir del índice MPE, realizado con el fin de que el lector note rápidamente las ventajas y desventajas de cada método a través de este criterio. Se organizó la tabla teniendo en cuenta la metodología con menor mediana del valor del error por MPE con información reciente, por lo que, por este criterio se puede evidenciar que el



del menor error es el Método 2 mismo día de semanas anteriores, con un número de semanas igual a 2.

**Tabla 2.4.**

**Visualización de los criterios de sesgo y exactitud a través del índice MPE**

L B C	Mediana Información más reciente	Mediana Información más antigua	Tendencia sobre regulados	Tendencia sobre no regulados	Tendencia	Aumento de dispersión con información más rezagada
2	0.0057%	0.2467%	Sobreestimación	Sobreestimación Subestimación	Sobreestima	Sí
7	-0.019%	-0,538%	Sobreestimación	Subestimación	Subestima	Sí
3	0.096%	0.1292%	Mismos efectos: Mayoritariamente subestima		Subestima	Sí
4	-0.109%	-0.141%	-		No se evidencia tendencia	Sí
1	0.1217%	1.129%	Sobreestimación	Sobreestimación Subestimación	Sobreestima	Sí
6	0.135%	0.040%	Sobreestimación	Sobreestimación Subestimación	Sobreestima	Sí
5	-0,6%	Mismos efectos	No aplica		Subestima	No aplica

Elaboración propia

#### 2.7.5.2. MAPE

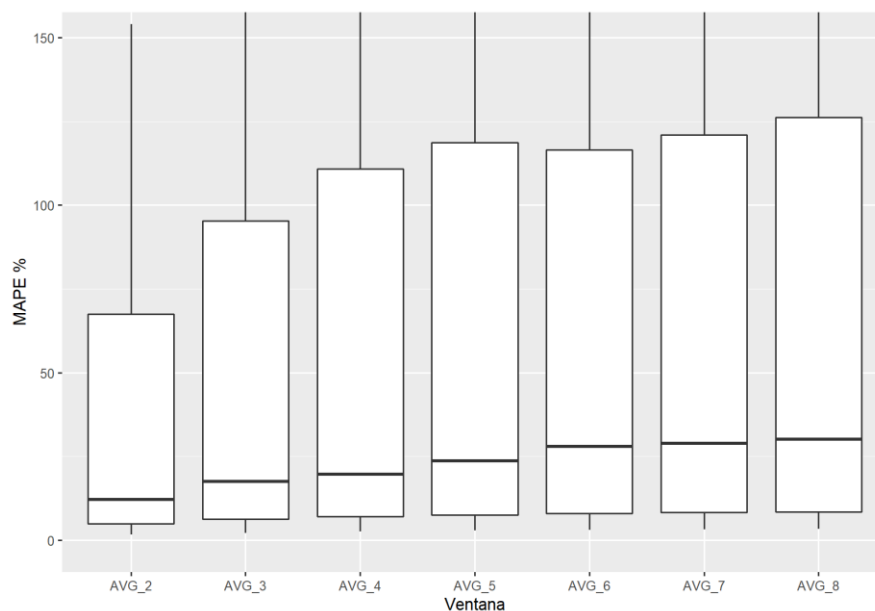
Para apreciar el detalle en los valores bajos en esta sección, las ilustraciones se limitan al valor del MAPE de 50%. Aquellos valores faltantes en la figura de barras se presentan debido a que el valor del MAPE sale del valor de 50%.

#### Método 1 Días Anteriores

En la Figura 2.10.1. es posible apreciar el valor del MAPE del método 1 a través del cálculo de LBC realizado con la información de consumo de los 5, 10, 15, 20, 25 y 30 días más cercanos al día del evento. La mediana del valor del error aumenta; por ejemplo, este valor corresponde a un 16,9%

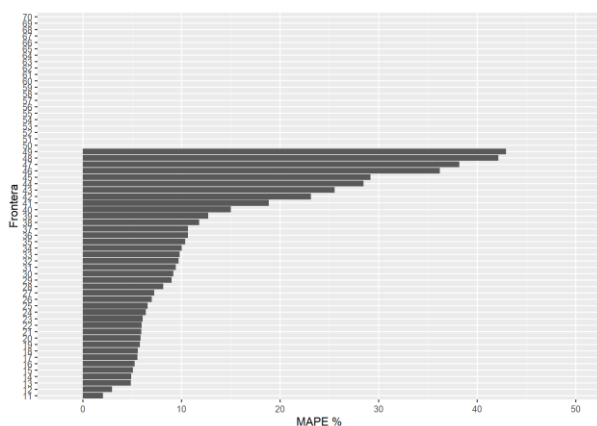
para el cálculo realizado con información de los cinco días anteriores al evento, y a un 25,49% para el cálculo realizado con información de los treinta días anteriores al evento.

**Figura 2.10.1. MAPE Método 1**



Por su parte, en las figuras 2.10.2. y 2.10.3. se puede observar que, descomponiendo el análisis por fronteras comerciales, se debería excluir de la muestra a un número relativamente igual de agentes para obtener un valor del 20% en este índice para el resto, y que en ambos casos existe una cantidad significativa de fronteras para las cuales el valor del MAPE excede el 50%. Esto último también se puede evidenciar en las gráficas 2.10.4. y 2.10.5., y que en los no regulados el valor del error cuantificado por este índice es considerablemente mayor comparado con los agentes regulados.

**Figura 2.10.2 MAPE Fronteras 5 días**



**Figura 2.10.3 MAPE Fronteras 30 días**

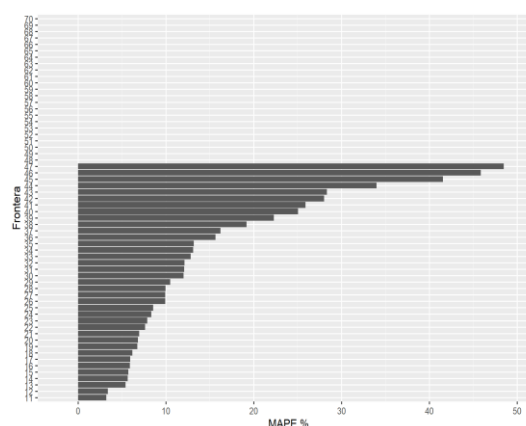


Figura 2.10.4 MAPE Regulados

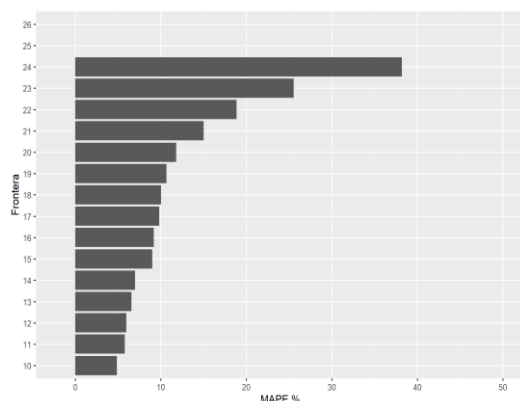
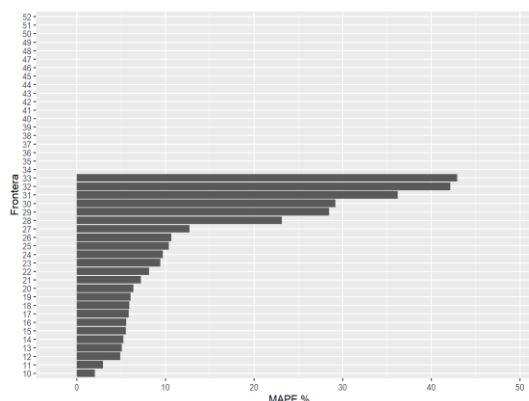


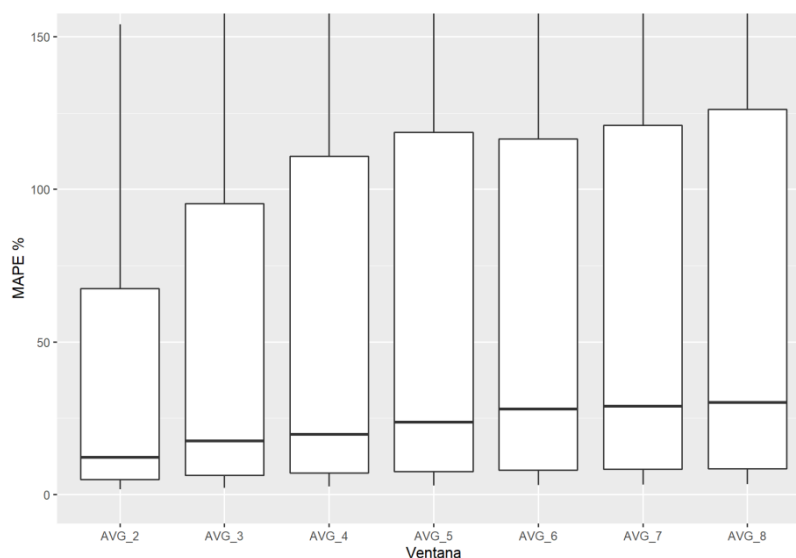
Figura 2.10.5 MAPE No Regulados



### Método 2 Mismo día de semanas anteriores

En la Figura 2.11.1. se observa el valor del MAPE través del cálculo de LBC realizado a partir del método 2 con la información de consumo del mismo tipo de día de hace 2,3,4,5,6,7 u 8 semanas más cercanas al día del evento. La mediana del valor del error aumenta conforme se hace uso de información más rezagada; por ejemplo, este valor corresponde a un 12,09% para el cálculo realizado con información de dos semanas anteriores al evento, y a un 30,08% para el cálculo realizado con información de ocho semanas anteriores al evento.

Figura 2.11.1. MAPE Método 2



Como se puede observar en las Figuras 2.11.2. y 2.11.3., conforme aumenta la cantidad de tiempo entre la información con la cual se realiza la estimación de la LBC y el día del evento, el error para un número considerable de fronteras aumenta. Además, en las Figuras 2.11.4. y 2.11.5 se evidencia que para los usuarios regulados el valor del error a través del índice MAPE es menor al de los no regulados.

Figura 2.11.2 MAPE Fronteras 2 Semanas

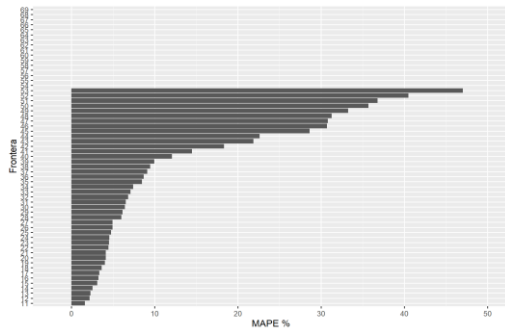


Figura 2.11.3 MAPE Fronteras 8 semanas

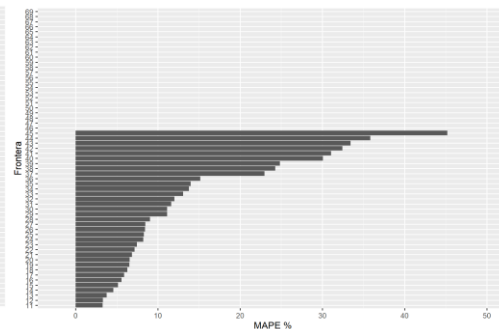


Figura 2.11.4 MAPE Regulados

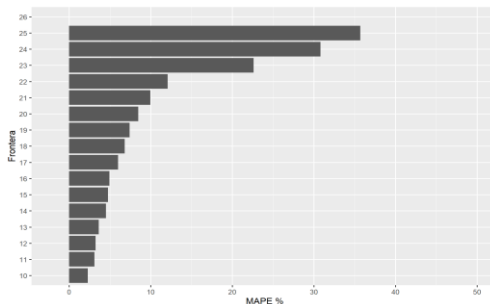
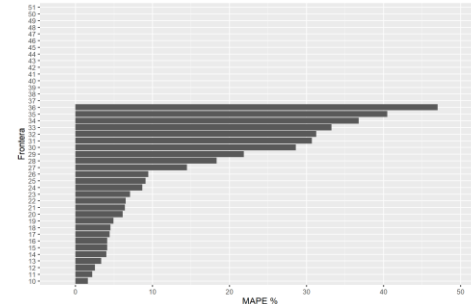


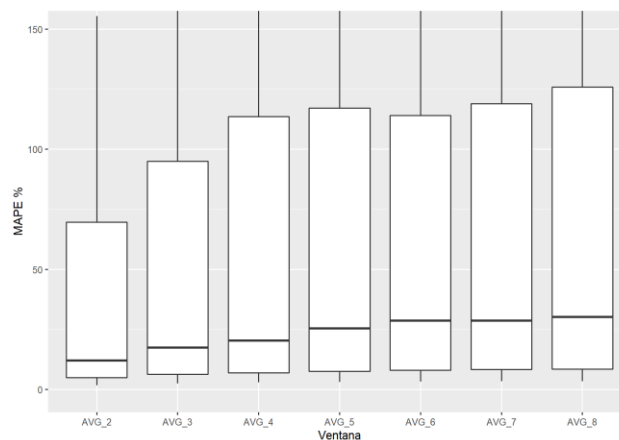
Figura 2.11.5 MAPE No Regulados



### Método 3 Regresión Lineal

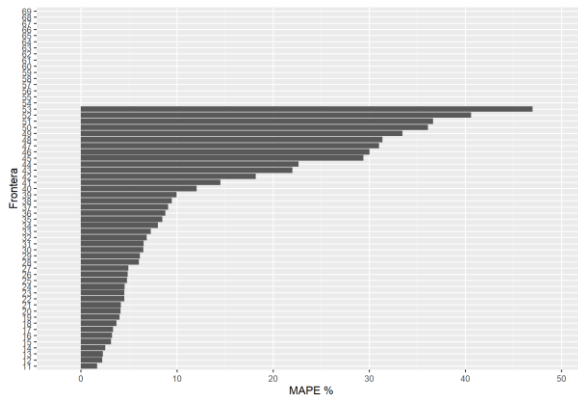
En la Figura 2.12.1. se observa el valor del MAPE través del cálculo de LBC realizado a partir del método 3 mediante regresiones realizadas con información de 2,3,4,5,6,7 u 8 semanas anteriores más cercanas al día del evento. La mediana del valor del error aumenta conforme se hace uso de información más rezagada; este valor corresponde a un 12% para el cálculo realizado con información de dos semanas anteriores al evento, y a un 30,14% para el cálculo realizado con información de 8 semanas anteriores al evento.

Figura 2.12.1. MAPE Método 3

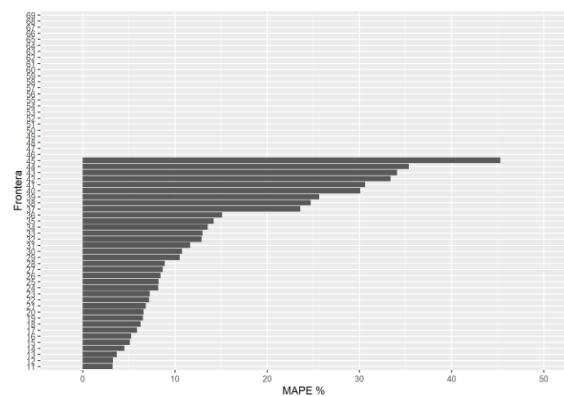


Como se puede observar en las Figuras 2.12.2. y 2.12.3., al igual que en el anterior método, conforme aumenta la cantidad de tiempo entre la información con la cual se realiza la estimación de la LBC y el día del evento, el error para un número considerable de fronteras aumenta. Además, en las Figuras 2.12.4. y 2.12.5 se evidencia que para los usuarios regulados el valor del error a través del índice MAPE es mucho menor al de los no regulados, ya que para obtener una muestra con un MAPE de estimación menor al 40% habría que excluir 2 y 17 fronteras de usuarios regulados y no regulados respectivamente.

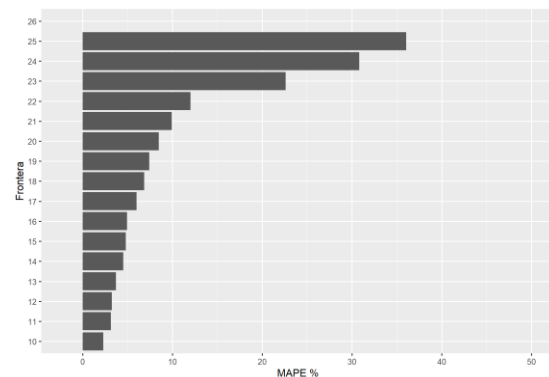
**Figura 2.12.2 MAPE Fronteras 2 Semanas**



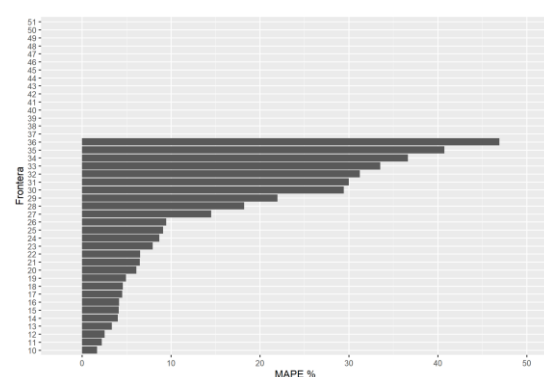
**Figura 2.12.3 MAPE Fronteras 8 semanas**



**Figura 2.12.4 MAPE Regulados**



**Figura 2.12.5 MAPE No Regulados**

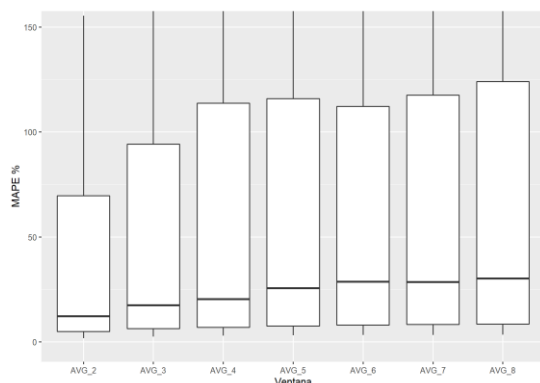


#### Método 4 Regresión Lineal con Temperatura

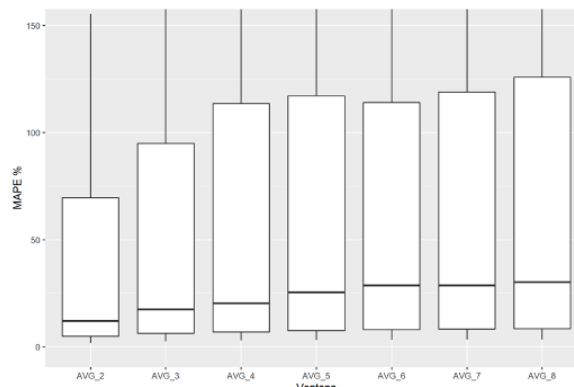
En la Figura 2.13.1. se observa el valor del MAPE través del cálculo de LBC realizado a partir del método 4 mediante regresiones realizadas con información de 2,3,4,5,6,7 u 8 semanas anteriores más cercanas al día del evento y con la temperatura. Al igual que en todos los anteriores métodos revisados, la mediana del valor del error aumenta conforme se hace uso de información más rezagada; este valor corresponde a un 12,04% para el cálculo realizado con información de dos semanas anteriores al evento, y a un 30,10% para el cálculo realizado con información de 8 semanas anteriores al evento.

Realizando el análisis de las variables consumo de energía eléctrica y temperatura, se encuentra que la correlación de estas es muy baja. Por lo tanto, la diferencia entre el método 3 y 4 es mínima. Esta diferencia es mostrada en la Figura 2.20.4. Lo anterior se evidencia una vez más en las Figuras 2.13.2. y 2.12.3, ya que el número de fronteras con un error de estimación MAPE mayor al 50% aumenta cuando se comparan estimaciones realizadas con información de dos u ocho semanas atrás.

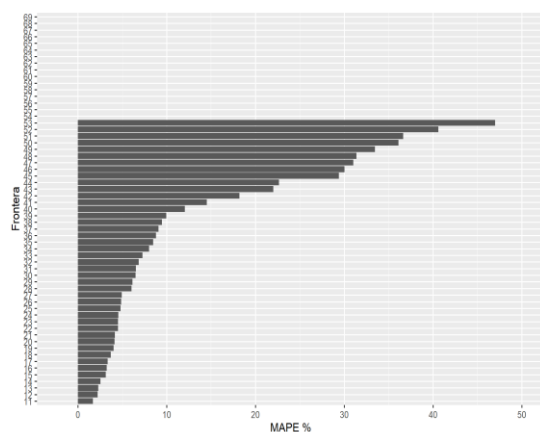
**Figura 2.13.1. MAPE Método 4**



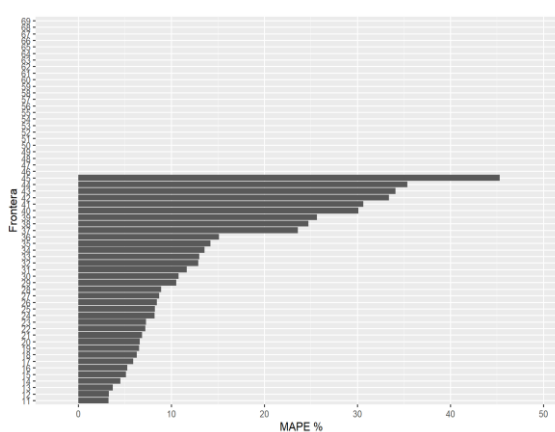
**Figura MAPE Método 3**



**Figura 2.12.2. MAPE Fronteras 2 semanas**



**Figura 2.12.3 MAPE Fronteras 8 semanas**



### Método 5 Día Similar

En la Figura 2.14.1. se observa el valor del MAPE través del cálculo de LBC realizado a partir del método 5. La mediana del valor del error de este método es igual a 14%. Observando las figuras descompuestas por fronteras de usuarios regulados y no regulados se observa que esta metodología incrementa considerablemente el error de estimación para los usuarios no regulados, haciendo que algunas de estas fronteras superen el valor del 100% del MAPE. Este importante tamaño de error no se presentó en todos los demás métodos analizados.

Figura 2.14.1 MAPE Método 5

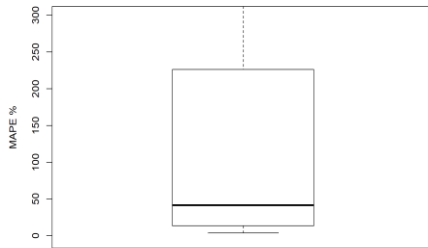


Figura 2.14.2 MAPE Fronteras

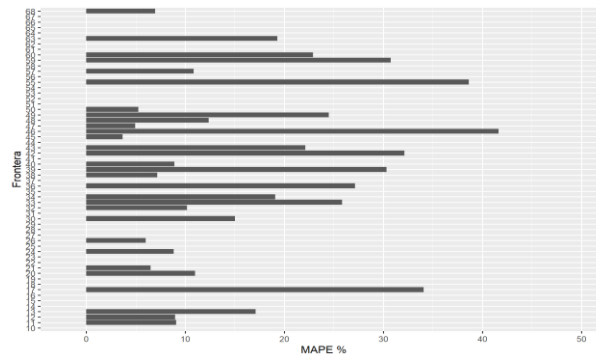


Figura 2.14.3 MAPE Regulados

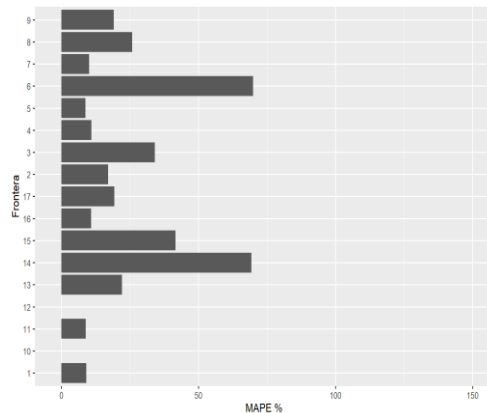
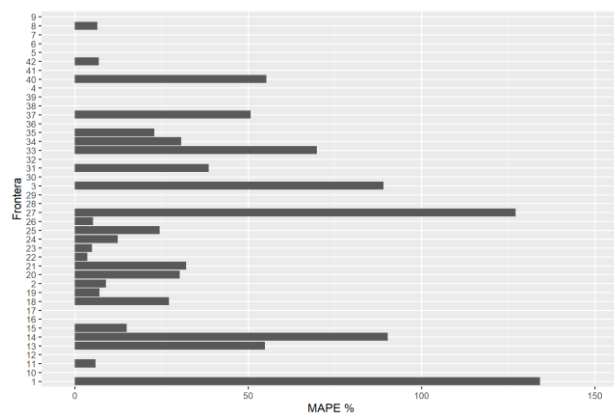


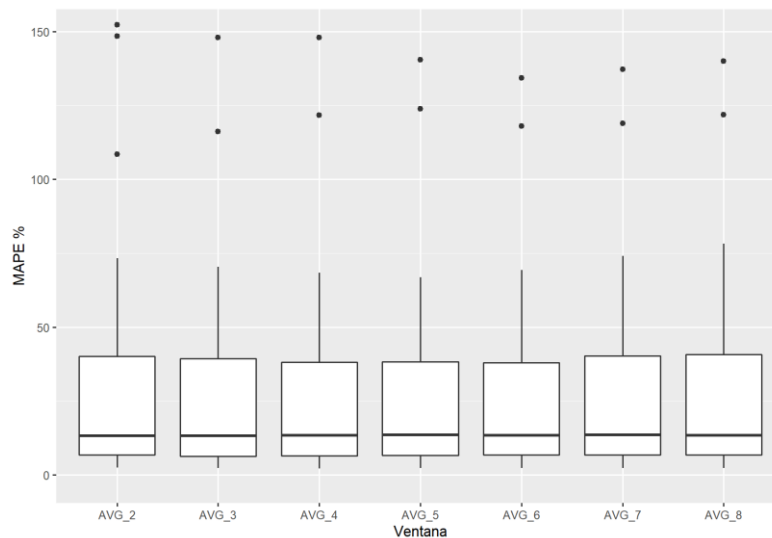
Figura 2.14.4 MAPE No regulados



### Método 6 Promedio Día

En la Figura 2.15.1. se observa el valor MAPE del método 6. La mediana del valor del error de este método con información de 2 y ocho semanas es de 14,43% y 13,94% respectivamente. Este es el único método en el que se observa que la estimación realizada con información más rezagada con respecto a la fecha del día del evento no tiene un mayor error de estimación asociado, y que la dispersión de los datos no cambia significativamente tampoco.

Figura 2.15.1. MAPE Método 6



Observando las Figuras 2.15.2. y 2.15.3. se puede evidenciar que el número de fronteras con un error mayor al 50% no aumenta cuando se realizan estimaciones con información de dos u ocho semanas, y en las posteriores se observa que en las fronteras comerciales de usuarios no regulados se percibe un mayor error trabajando con esta metodología.

Figura 2.15.2 MAPE Fronteras 2 Semanas

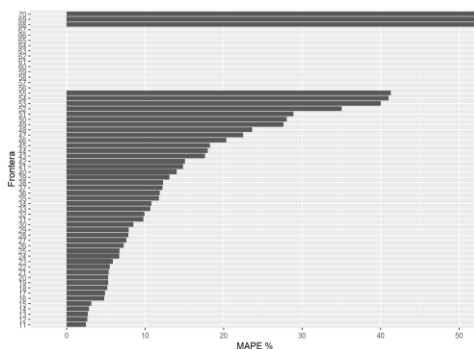
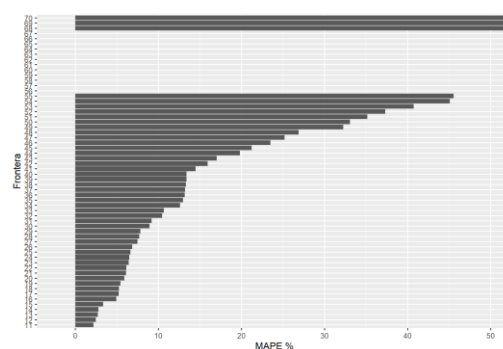
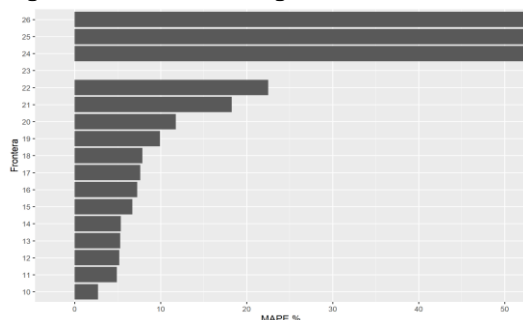


Figura 2.15.3 MAPE Fronteras 8 semanas

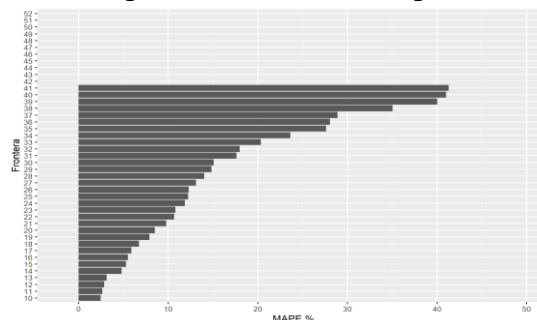




**Figura 2.15.4 MAPE Regulados**



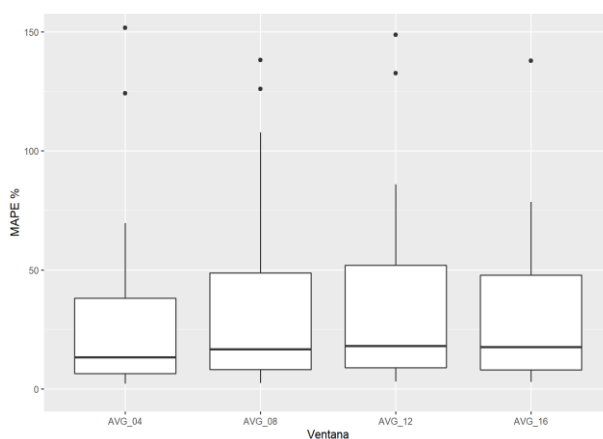
**Figura 2.15.5 MAPE No Regulados**



### Método 7 Cuatro Semanas

En la Figura 2.16.1. se observa el valor del MAPE para las estimaciones realizadas a través del método 7 con estimaciones de 4,8,12 y 16 semanas atrás. La mediana de la estimación realizada con información de 4 semanas antes es cerca al valor de 13,5%, mientras el mismo asciende a un 19% para estimaciones realizadas con información de 16 semanas atrás. A medida que este método se aplica para meses posteriores el error puede aumentar.

**Figura 2.16.1 MAPE Método 7**



En las siguientes figuras se observa que aunque el número de fronteras con un error de estimación MAPE mayor al 50% aumenta, es marginalmente el efecto de 4 semanas más, y que con este método, el error de estimación de usuarios regulados es relativamente bajo y su dispersión no cambia significativamente con el rezago de la información utilizada. Sin embargo, para los usuarios no regulados, este tipo de metodologías arroja un error alto mayor al 50% ya sea para estimaciones realizadas con información de cuatro o dieciséis semanas atrás del evento.

Figura 2.16.2 MAPE Fronteras 4 Semanas

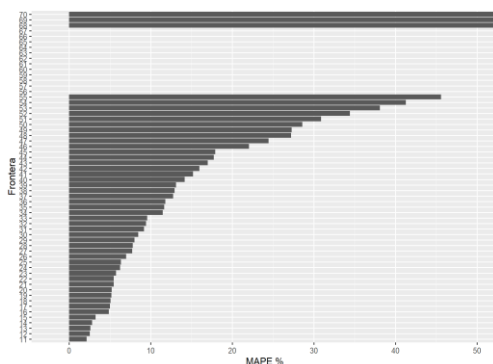


Figura 2.16.3 MAPE Fronteras 8 semanas

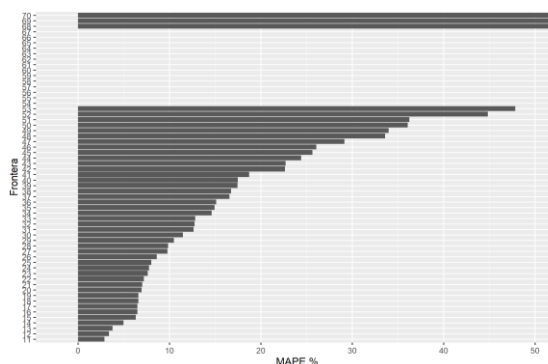


Figura 2.16.4 MAPE Regulados

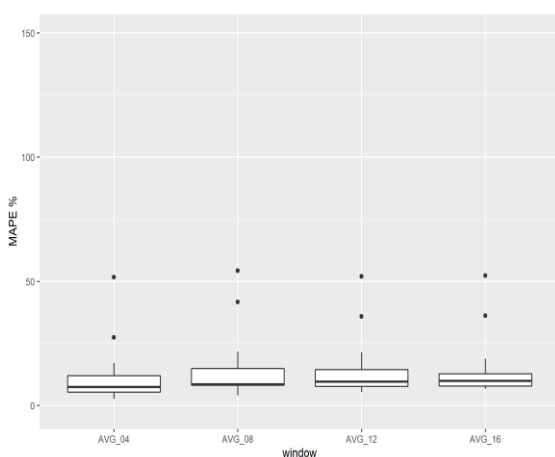
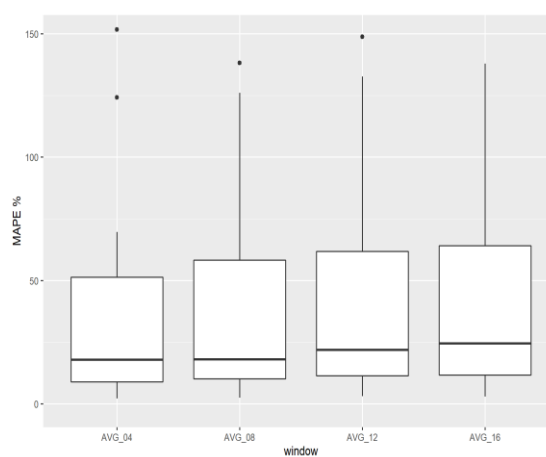


Figura 2.16.5 MAPE No Regulados



En la siguiente tabla se puede observar el criterio de precisión a través del índice MAPE para cada una de las metodologías analizadas, organizadas de menor a mayor valor de mediana del error.

Tabla 2.5.

Visualización de los criterios de sesgo y exactitud a través del índice MAPE

LBC	Mediana Información más reciente	Mediana Información más antigua	Aumento de dispersión con información más rezagada
3	12%	30,14%	Sí
4	12,04%	30,10%	Sí
2	12,09%	30,08%	Sí
7	13,5%	19%	Sí

5	14%	No aplica	No aplica
6	14,43%	13,94%	No
1	16,9%	25,49%	Sí

### 2.7.5.3. RRMSE

#### Método 1 Días Anteriores

El valor del RRMSE para los resultados del método 1 se presentan en la Figura 2.17.1 en diagrama de caja. El valor de RRMSE aumenta paulatinamente con el aumento de la ventana de días previos iniciando desde 15.6% con 5 días y terminando con 19.7% con 30 días.

En las figuras 2.17.2 y 2.17.3 se presentan el valor por frontera de la muestra en forma individual para 5 y 30 días. Se alcanzan valores hasta el 50% de error en el primer caso y del 70% en el segundo caso. En el primer caso, 5 días, el 10% de RRMSE se alcanza en el 33% de los casos y el 20% en 72%. En el segundo caso, 30 días, se alcanza el 20% en el 50% de los casos.

En las figuras 2.17.4 y 2.17.5 se presentan los resultados por frontera de usuario regulado y usuario no regulado respectivamente para el caso de 5 días. En el caso de usuarios regulados el 80% de los usuarios presentan RRMSE inferior al 20% y el mayor valor apenas supera el 30% de error.

En el sector de fronteras de la muestra de usuarios no regulados el 20% de error es superado por el 65% de la muestra y se alcanza un máximo de RRMSE del 50.4%.

De acuerdo con estos resultados la selección de un número entre 5 y 10 días anteriores presenta mejor comportamiento respecto de este índice.

**Figura 2.17.1. RRMSE Método 1**

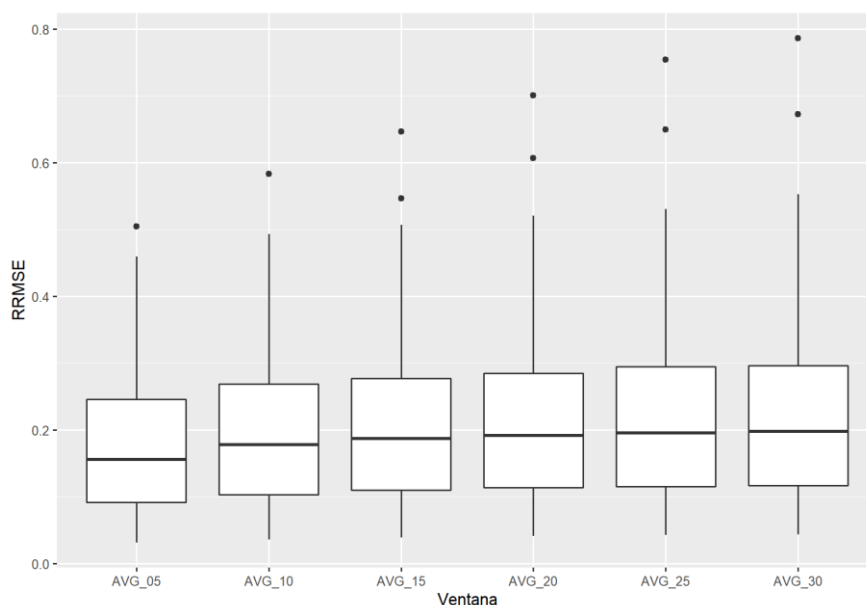


Figura 2.17.2 RRMSE Fronteras 5 días

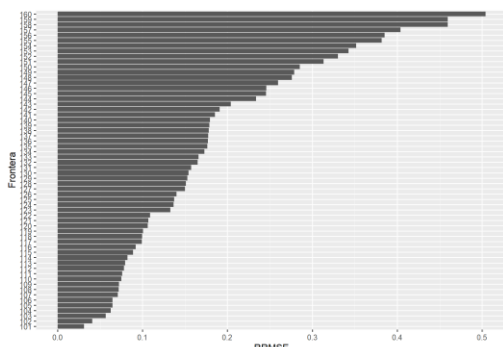


Figura 2.17.3 RRMSE Fronteras 30 días

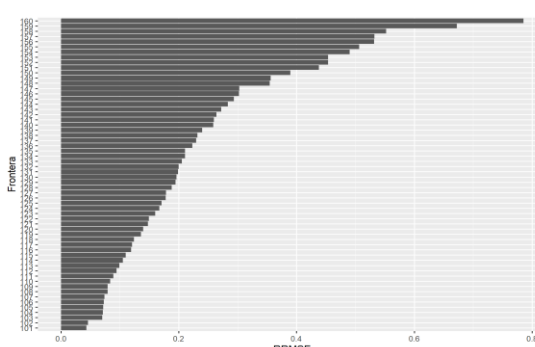


Figura 2.17.4 RRMSE Regulados

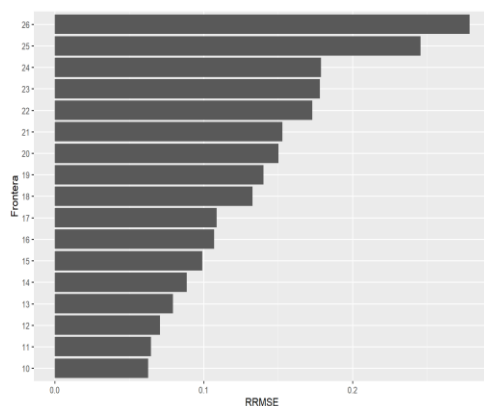
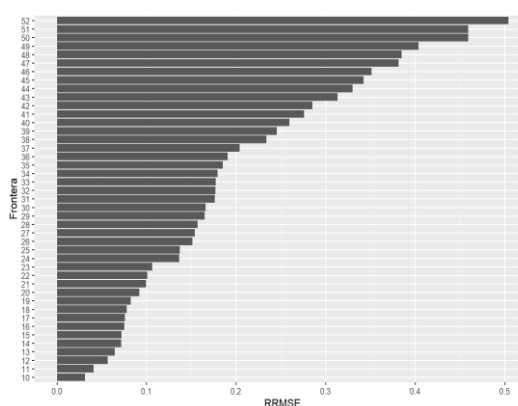


Figura 2.17.5 RRMSE No Regulados



### Método 2 Mismo día de semanas anteriores

Los resultados de RRMSE para la aplicación del método 2 se ilustran en la gráfica de cajas de la Figura 2.18.1 para los casos de 2 a 8 días de semanas anteriores. El valor de la mediana del error obtenido para la muestra en el caso de 2 semanas es del 11.7% y para 8 semanas es del 19.2%. Valores inferiores a los obtenidos con el método anterior.

En las Figuras 2.18.2 y 2.18.3 se presenta el RRMSE por frontera para 2 semanas y para 8 semanas. En el primer caso el 78% presenta un índice inferior al 20% y en el segundo caso el 54%. Para un 10% de error en el primer caso se tendrían el 42% y en el segundo con 8 semanas el 5%. Ilustran el efecto de tener un número de semanas los más cercanas al día de predicción. Se reduce la probabilidad de variaciones del consumo en el pronóstico.

En las Figuras 2.18.4 y 2.18.5 se presenta el valor del RRMSE por frontera de usuarios regulados y de usuarios no regulados de la muestra. En la primera, todas las fronteras se encuentran por debajo del 20% de RRMSE y en la segunda el 70%.

Figura 2.18.1. RRMSE Método 2

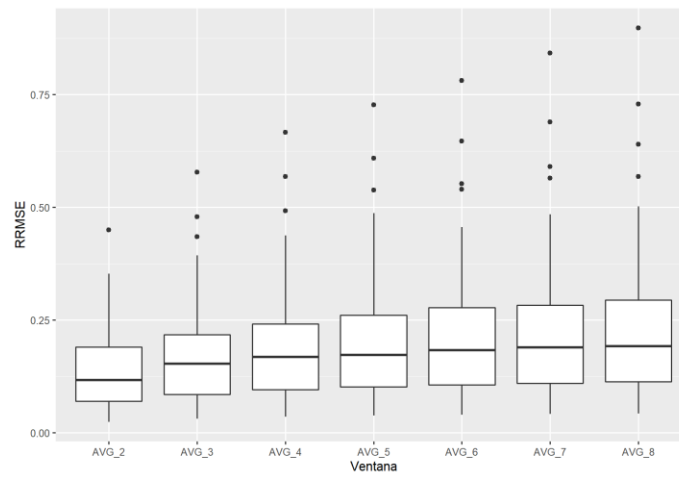


Figura 2.18.2. RRMSE Fronteras 2 Semanas

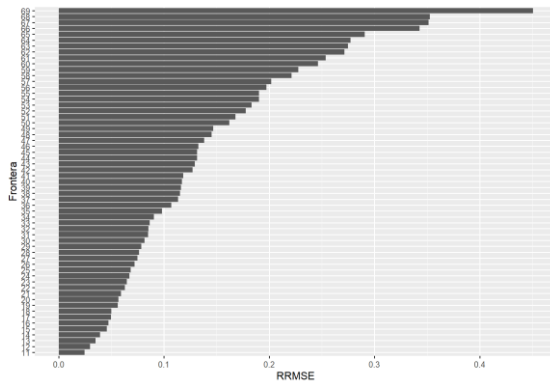


Figura 2.18.3. RMSE Fronteras 8 semanas

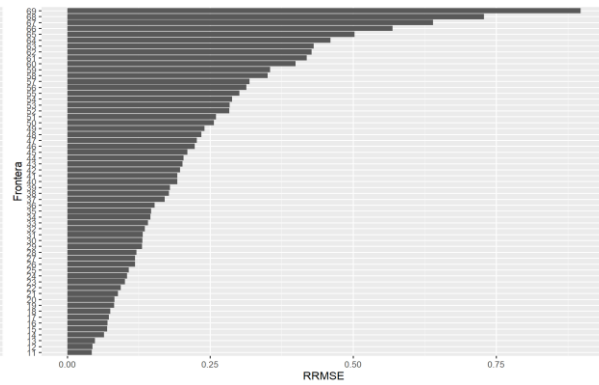


Figura 2.18.3. RRMSE Regulados

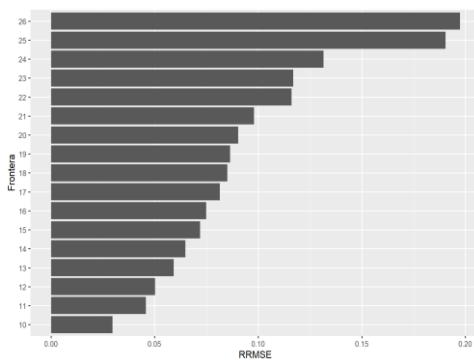
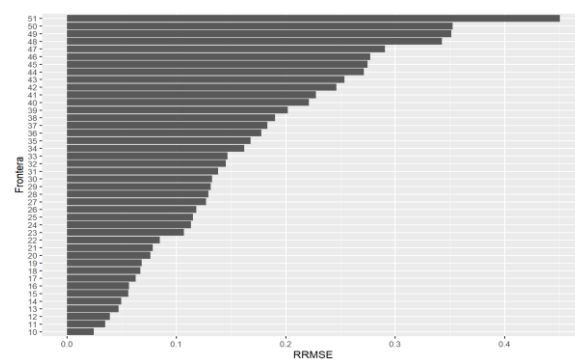


Figura 2.18.4. RRMSE No Regulados

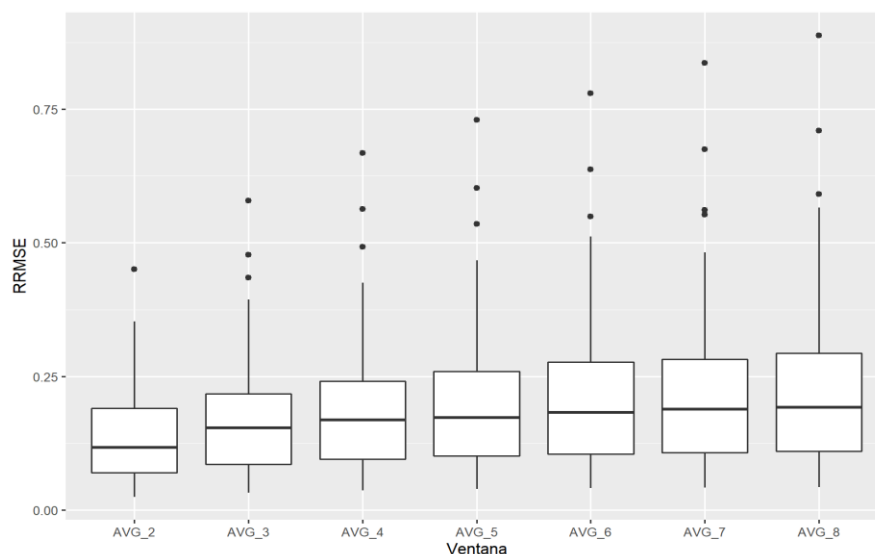


### Método 3 Regresión Lineal

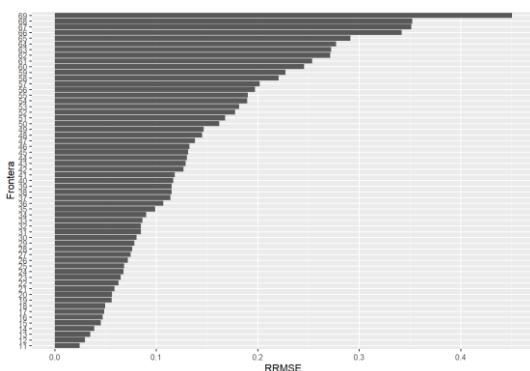
En la Figura 2.19.1 se presentan los valores de RRMSE utilizando el método 3 considerando los días de 2 a 8 semanas anteriores. En forma similar a los métodos analizados se presenta un incremento en el índice en la medida que se incrementa la ventana de días anteriores a considerar. En este caso para 2 semanas el RRMSE en la mediana tiene un valor de 11.7% para subir al 19.7% para la ventana de 8 semanas. Estos valores son muy similares a los obtenidos a través del método 2, lo cual es un resultado esperado por las características de la regresión lineal.

En las Figuras 2.19.2 a 2.19.5 se presentan los resultados para las fronteras considerando 2, 8 semanas, los valores para las fronteras de usuarios regulados y no regulados de la muestra. Las observaciones realizadas para el caso del método 1 valen para este caso. En el primer caso el 78% son inferiores al 20% de error y en el segundo, con 8 semanas, el 54%. Los regulados se encuentran dentro del rango del 20% y los no regulados el 71.4%.

**Figura 2.19.1. RRMSE Método 3**



**Figura 2.19.2. RRMSE Fronteras 2 Semanas**



**Figura 2.19.3. RRMSE Fronteras 8 semanas**

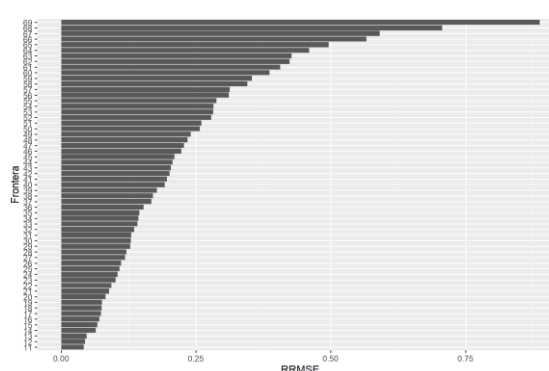


Figura 2.19.4. RRMSE Regulados

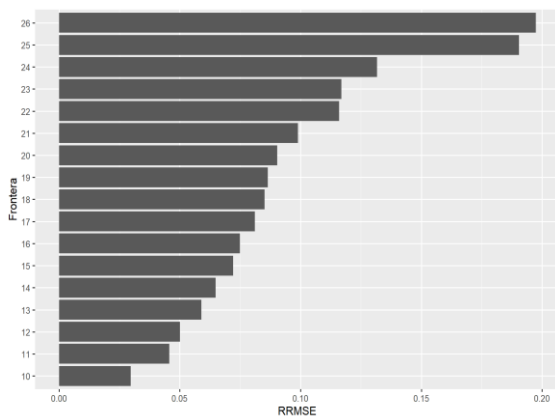
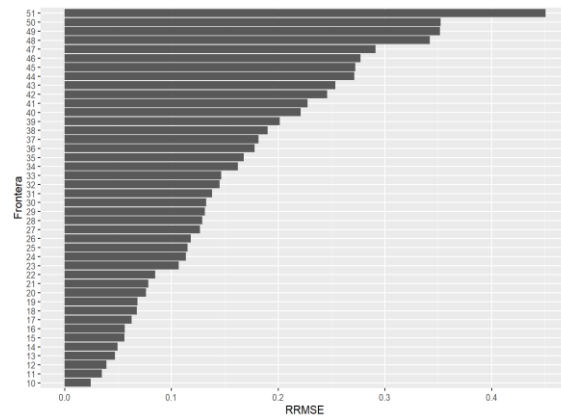


Figura 2.19.5. RRMSE No Regulados



#### Método 4 Regresión Lineal con Temperatura

Los resultados de la aplicación de este Método 4 se resumen en la presentación las Figuras 2.20.1 y 2.20.2 la primera de los resultados de la aplicación de este Método 4 y la segunda del Método 3 para las diferentes ventanas de 2 a 8 semanas.

La Figura 2.20.3 presentan las diferencias por frontera del índice RRMSE para cada una de las fronteras de la muestra en porcentaje y en la Figura 2.20.4 el gráfico de cajas de la diferencia para cada una de las ventanas. Con lo cual se concluye que máximo en cuatro casos la diferencia está en el rango del 1% al 4% del valor del RRMSE en el caso de 8 semanas. Esto se confirma con el análisis de regresión entre las variables consumo y temperatura realizadas en las cuales el factor de correlación es cercano al cero.

Figura 2.20.1. RRMSE Método 4

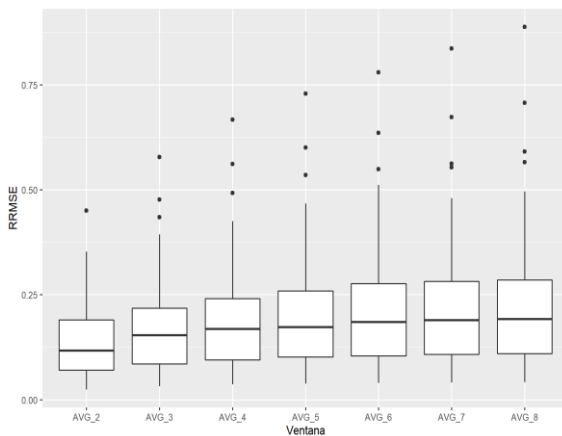


Figura 2.20.2. RRMSE Método 3

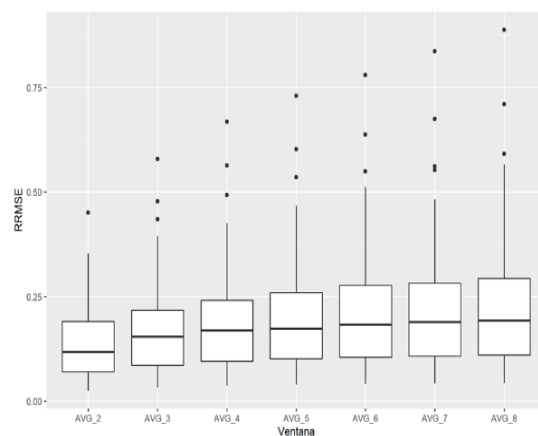


Figura 2.20.3. Diferencias del error por frontera

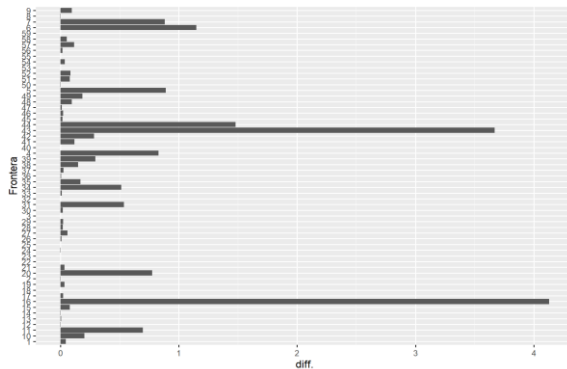
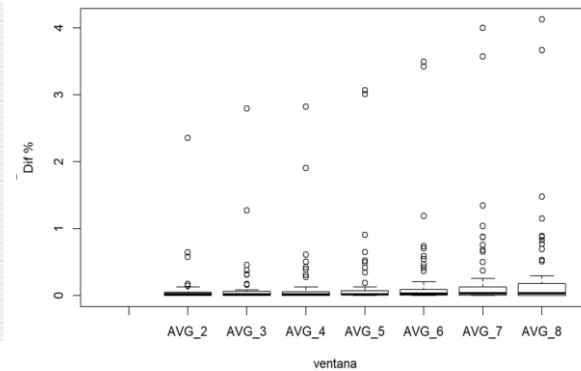


Figura 2.20.4. Diferencias de error



### Método 5 Día Similar

La Figura 2.21.1 presenta en gráfico de caja los resultados del RRMSE del Método 5. La mediana tiene un RRMSE del 23.2%. Valor este superior a los obtenidos con los métodos anteriores. Como se ilustra en las Figuras 2.21.2. a 2.21.4., todas las fronteras presentan valores superiores al 10%.

Figura 2.21.1. RRMSE Método 5

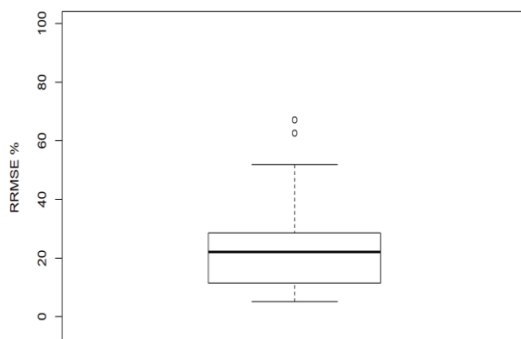


Figura 2.21.2. RRMSE por Frontera

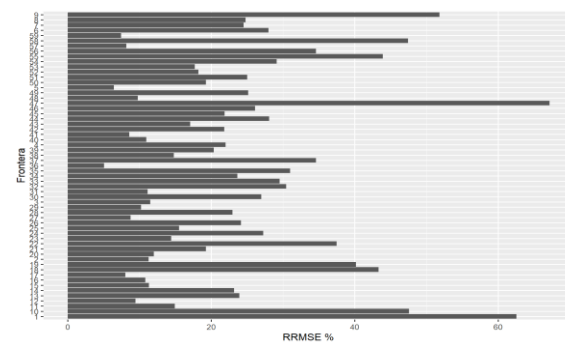


Figura 2.21.3 RRMSE Regulos

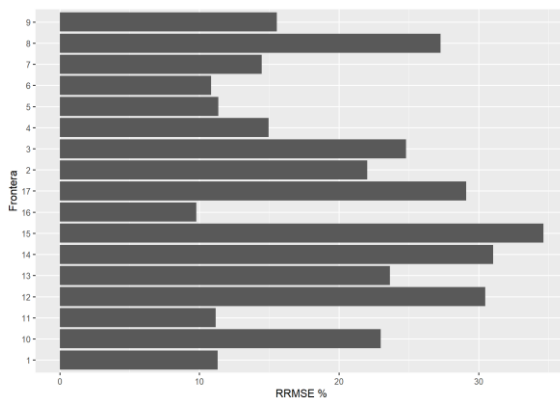
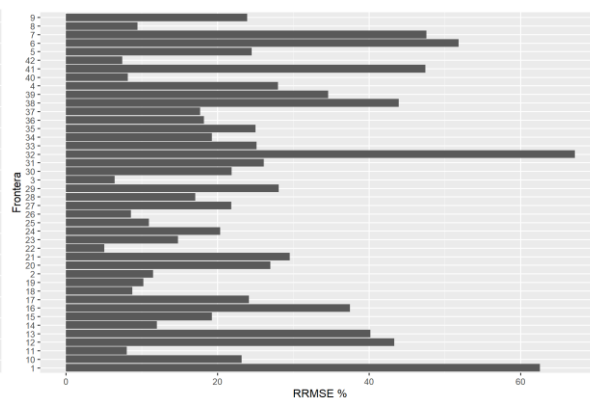


Figura 2.21.4 RRMSE No Regulos





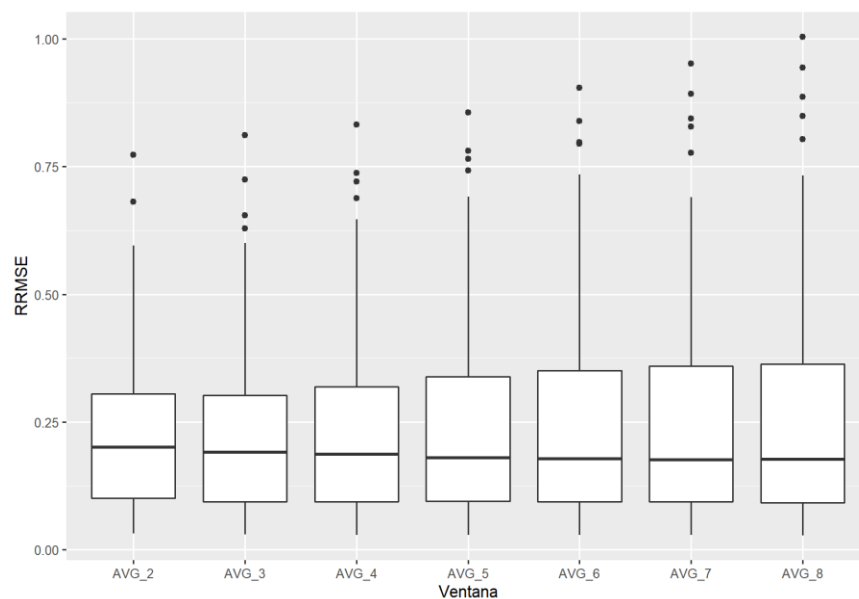
### Método 6 Promedio Día

Los resultados de RRMSE para este Método 6 se presentan en la Figura 2.22.1 para 2 a 8 días anteriores. El RRMSE es estable para las diferentes ventanas con ligera tendencia a disminuir con 8 días. La mediana varía de 20.1% con 2 días a 17.7% con 8 días. Es importante notar que el error es superior para la primera ventana pero inferior para la segunda de 8 días.

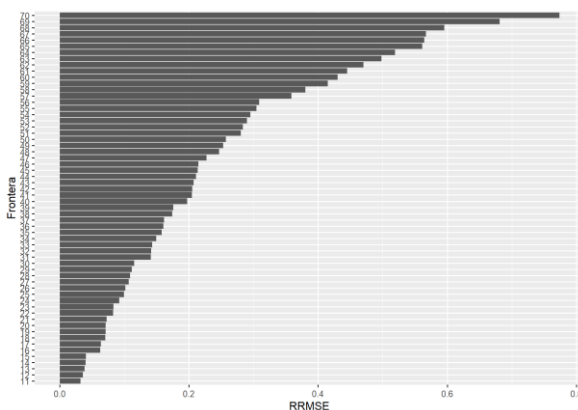
El RRMSE del 56% de la muestra con 8 días es inferior al 20%, tal y como se ilustra en las Figuras 2.22.2. y 2.22.3 para 2 y 8 días.

Las Figuras 2.22.4 y 2.22.5 presenta los valores de RRMSE para fronteras de usuarios regulados y no regulados considerando 2 días. En los primeros el 68.8% presenta un RRMSE inferior al 20% y el 52% de los no regulados presenta un RRMSE inferior a mismo 20%.

**Figura 2.22.1. RRMSE Método 6**



**Figura 2.22.2. RRMSE Fronteras 2 días**



**Figura 2.22.3 RRMSE Fronteras 8 días**

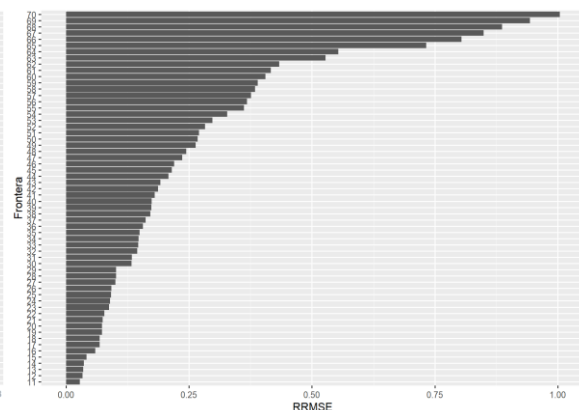


Figura 2.22.4 RRMSE Regulados

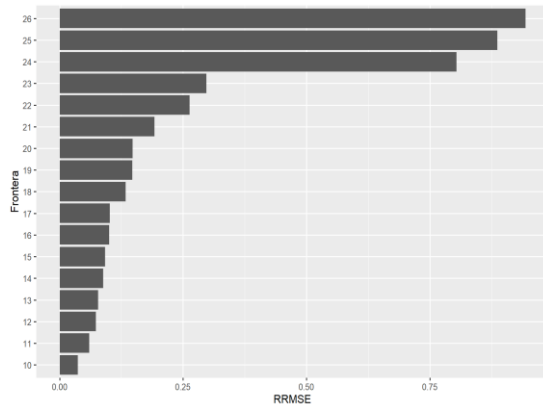
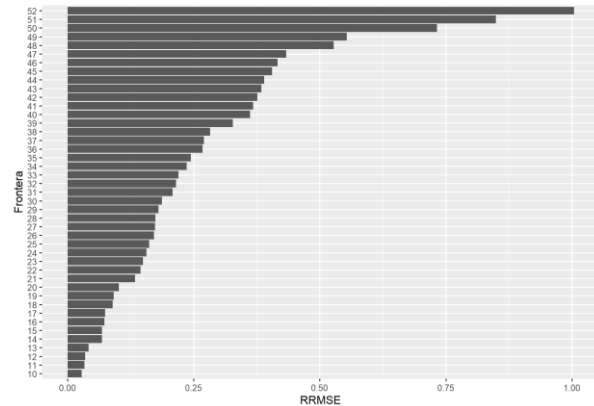


Figura 2.22.5. RRMSE No Regulados



### Método 7 Cuatro Semanas

La Figura 2.23.1. presenta los resultados del de error RRMSE para el Método 7 para los casos de 4 semanas inicia con anticipación de 4, 8, 12 y 16 semanas. Se presenta un valor más bajo con la primera ventana con una mediana del 17.9% y del 19.5% para la última.

En las Figuras 2.23.2. y 2.23.3. se presentan los valores de RRMSE por frontera para los casos de 4 y 16 semanas de anticipación. El 56% de las fronteras se encuentra con valores inferiores al 20% en caso de 4 semanas y del 52.5% de las fronteras en el caso de 16 semanas anticipadas.

Este caso busca establecer la sensibilidad a la aplicación de LBC por períodos de semanas o meses que se puede presentar especialmente en casos por déficit de energía.

Figura 2.23.1. RRMSE Método 7

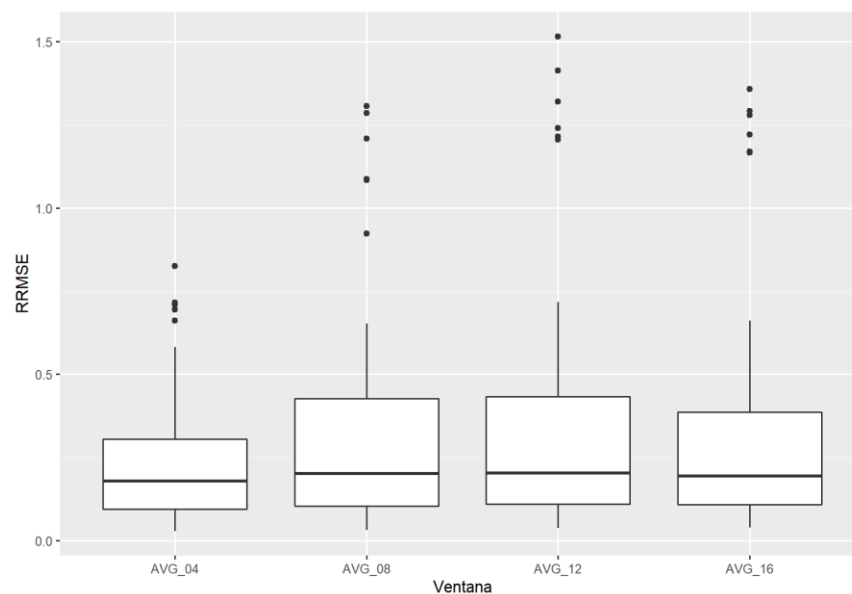


Figura 2.23.2. RRMSE Fronteras 4 Semanas

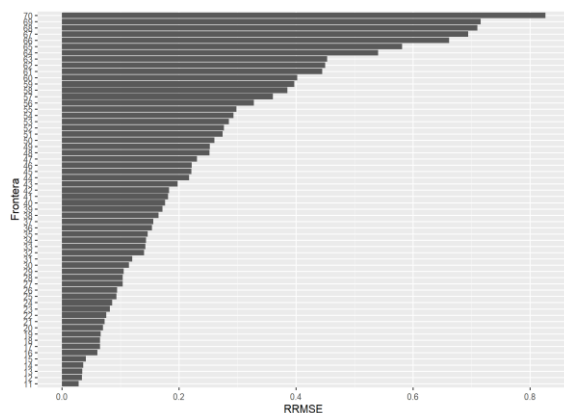


Figura 2.23.3. RRMSE Fronteras 16 semanas

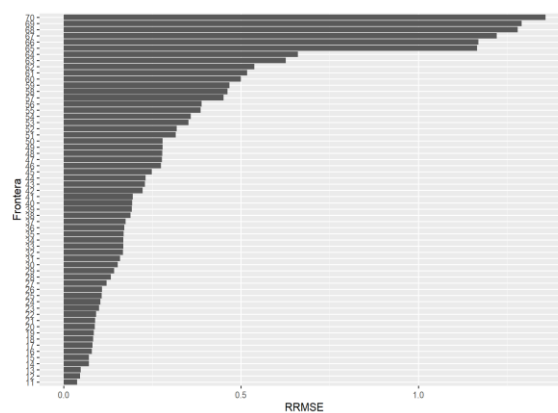


Figura 2.23.4. RRMSE Regulados

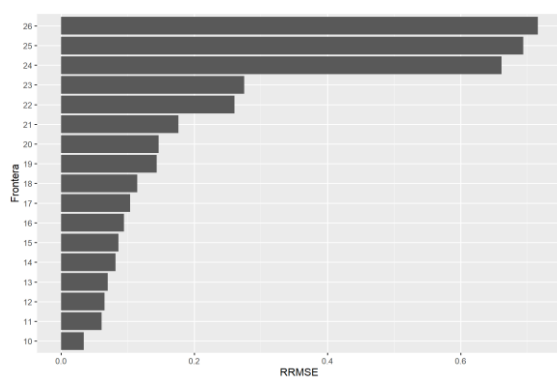
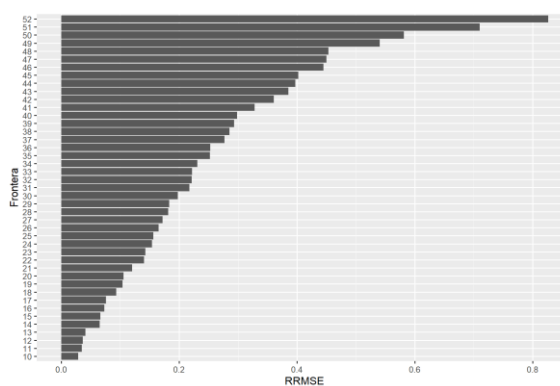


Figura 2.23.5. RRMSE No Regulados



En la siguiente tabla se puede observar el criterio de precisión a través del índice RRMSE para cada una de las metodologías analizadas, organizadas de menor a mayor valor de mediana del error.

Tabla 2.6.

Visualización de los criterios de sesgo y exactitud a través del índice RRMSE

LBC	Mediana Información más reciente	Mediana Información más antigua
2	11,7%	19,2%
3	11,7%	19,7%
4	11,7%	19,7%
1	15,6%	19,7%
7	17,9%	19,5%
6	20,1%	17,7%
5	23,2%	

#### 2.7.5.4. Conclusiones a los resultados cuantitativos

Frente a la comparación cuantitativa de las siete metodologías, realizada a partir de los índices MPE, MAPE Y RRMSE en la anterior sección, se presentan algunas importantes conclusiones:

- Los métodos con mejor comportamiento respecto de los índices exactitud y precisión son los Métodos 2 y su equivalente en intervalo diario del Método 6 y el Método 1.
- El Método 2 es más apto para aplicación en casos de utilización de la reducción de demanda para horas específicas, pero no se recomienda para casos que requieran la reducción de demanda por condiciones de energía, para la cual, sería más apto el método de consumo diario.
- El Método 3 de regresión Lineal presenta resultados similares al Método 2 y el Método 4. Este último podría ser utilizado en caso de que se identifique que el consumo de un usuario tiene un factor de correlación alto con la variable de temperatura.
- El Método 5, que presenta un nivel de complejidad mayor que los demás métodos, también presenta errores más altos.
- El Método 7 es útil en casos en los cuales los mecanismos de reducción de demanda deben ser ejecutados por una periodicidad prolongada.

En general, se observó que es más recomendable hacer uso de información de períodos cortos; dos a seis semanas, que, de períodos de información larga, la cual tiene mayor exposición a eventos no programados. Además, es importante recordar que los mecanismos usados para corregir la LBC con la información del mismo día (llamados en la literatura internacional como *Ajustes o morning adjustments*) han demostrado mejorar significativamente la estimación del consumo y son aplicables para casos de uso del recurso demanda por limitación en la red, que conducen a límites momentáneos de capacidad.

Se debe advertir que en todas y cada una de las metodologías analizadas se requiere telemedición y medición horaria del consumo de energía eléctrica de los usuarios, y que no es posible diseñar una sola metodología de LBC que estime adecuadamente a todos los tipos de usuarios que se encuentran en el mercado.

Con el fin de aprovechar todos los recursos de ahorro disponibles dentro del sistema, aquellos usuarios que presentan un consumo que superan los niveles de error, podrían disminuir el nivel de compromiso, con el fin de que esta estrategia les permita cubrir las variaciones y tener un nivel de LBC dentro de los niveles de error permitidos, participando de los programas y beneficiándose de los mismos.

Sin embargo, debido a que la estimación de una línea base de consumo para usuarios consumidores de energía eléctrica puede resultar dificultosa, en la siguiente sección se realiza una descripción general de esquemas que no requieren de la estimación de una LBC para que los usuarios puedan participar de los programas de respuesta de la demanda, lo cual amplía el abanico de soluciones con las cuales la demanda logre ser un agente activo dentro del mercado de energía eléctrica. Con esta sección, se da cumplimiento a la actividad iii del ítem c del producto 1 de los términos de referencia.

## 2.8. Esquemas para usuarios sin LBC

En razón de la dificultad para estimar la línea base de consumo de energía eléctrica de usuarios, a continuación, se presentan esquemas con los cuales diferentes tipos de usuario pueden participar en los programas, permitiendo la inclusión de estos a los programas de respuesta de la demanda. A través de esta sección se da cumplimiento a la actividad iii del ítem c del Producto 1 de los términos de referencia.

### 2.8.1. Seguidor de precio

El consumidor es informado de la tarifa a la cual se le cobra en la hora o período de tiempo respectivo y este responde a esa información cambiando su consumo. Para poder aplicar tarifa variable en el tiempo se requiere la medición por intervalo con telemedición, para que el comercializador que lo atiende aplique la tarifa anunciada al consumo del período correspondiente. Este tipo de usuarios no son despachados por el operador y el esquema de información puede ser por consulta del usuario a un sitio internet, mediante una APP o por acción del comercializador.

Francia ha sido pionero en este tipo de programas, en donde se han creado tarifas especiales para mantener el equilibrio entre la oferta y la demanda, especialmente durante los picos de demanda en invierno. El primer tipo de programa fue de tarifas “EJP” (Eliminación de día pico- respuesta a la demanda durante los días pico), introducidas en 1980, en donde se aumentaron los precios de la oferta en épocas de estrés del sistema.

Desde entonces se han incluido otras tarifas de respuesta a la demanda para el mercado masivo. Por ejemplo, RTE gestiona desde el 2014 y proporciona información horaria de consumo de energía eléctrica, programas de comercio fronterizo y precio spot en el mercado el día anterior a través del sitio web *éCO 2 mix*<sup>33</sup>. En la misma plataforma, los proveedores pueden proponer contratos que incluyen respuesta de la demanda. Estos crean y ponen a disposición de sus clientes de lectura remota ofertas comerciales que pueden incluir cláusulas de respuesta a la demanda con condiciones específicas.

Así mismo, el gobierno francés ha dispuesto un programa voluntario de ahorro de consumo energético, *Écowatt*, que califica en tiempo real el nivel de consumo, región por región. En este, el usuario, mayoritariamente residencial, puede consultar el estado del consumo de la energía eléctrica para su área de localización<sup>34</sup>. Además, el programa cuenta con sistemas de alerta en caso de riesgo de apagones, con el fin de que los usuarios tomen medidas por su cuenta para estabilizar el consumo de energía dentro del periodo. Este tipo de programas toman especial importancia en el año 2020, en el cual se retrasó el mantenimiento de las centrales nucleares y se ralentizó la instalación de nuevos medios de producción debido a la coyuntura generada por el Covid-19.

---

<sup>33</sup> Para conocer más por favor consulte el portal <https://www.rte-france.com/eco2mix>

<sup>34</sup> Para conocer más por favor consulte el portal <https://monecowatt.fr/a-propos-ecowatt>

En algunos esquemas establecidos en Gran Bretaña, los usuarios pueden reducir sus tarifas de transmisión por cargos zonales de ubicación y tarifas de distribución a través de sistemas semáforo<sup>35</sup>, evitando consumir energía eléctrica en los períodos de máxima demanda, especialmente de invierno, en los cuales la demanda de energía eléctrica presenta elevados picos.

En estos métodos no se requiere de definición de LBC. Más bien, el ahorro voluntario se presenta ante el usuario como señales de tarifas o estado de la demanda, con los cuales estos toman decisiones de consumo consientes.

Requerimientos	Telemedición por intervalo, con el fin de que el comercializador aplique las tarifas anunciadas en los periodos de consumo respectivamente.
	Plataformas vía internet o aplicaciones inteligentes para que los usuarios tengan acceso a información tarifaria en los diferentes periodos del día.
Beneficios	Fortalece la inclusión al permitir que usuarios con consumo muy variable (y que por ende su error de estimación del mismo sería alto) entren a los programas.  Además, podría incluir usuarios que no se encuentran interesados en las señales tarifarias, pero si en la optimización de sus hábitos de consumo de energía eléctrica, tal como es el caso de Écowatt en Francia.
	Es un método sencillo, de fácil entendimiento para los usuarios y sin necesidad de realizar cálculos que puedan llegar a dificultar la estimación de incentivos de pago a los usuarios.
	Es un método que no permite el gaming, ya que solo permite a los usuarios modificar sus patrones de consumo en vista de señales tarifarias.
	Tiene bajos costos de regulación. La regulación estaría limitada a la del sistema de telemedición.
	No requiere del establecimiento de sanciones, al no comprometer al usuario a la entrega de energía.
Restricciones	Carece de restricciones de implementación
	Generará una respuesta rápida, aunque no segura a lo que el sistema requiera en el momento.

<sup>35</sup> Sistema de "semáforo" de cargos rojos en las horas pico, naranja para los períodos de alta demanda y verde para las horas de menor actividad durante la noche y durante los fines de semana.

### 2.8.2. Usuario especulador

En este tipo de usuario la demanda le sirve como respaldo para participar en el mercado. El usuario hace una oferta por una cantidad de consumo, la cual es un compromiso. En la liquidación se compara la anterior con el valor real del consumo y se liquida la reducción o incremento al valor del mercado. Aunque no se define una LBC explícita, el compromiso se convierte en un valor de referencia para medir la variación de su demanda. En este caso el usuario actúa como especulador en el sentido en que su oferta busca aprovechar las condiciones de precio del mercado y si no reduce la demanda en la cantidad despachada debe comprar en el mercado para cumplir el compromiso adquirido. Requiere medición con teledemanda y con el intervalo de tiempo del despacho. Un Ejemplo latinoamericano de este tipo de esquemas corresponde al Programa de Demanda Controlable en México, con el cual los usuarios finales o sus representantes ofrecen reducir en un momento determinado –por instrucciones del CENACE- su demanda, con el fin de mantener la Confiabilidad del Sistema Eléctrico Nacional, y que puede ser utilizada para cubrir los requisitos de Potencia.

Otros ejemplos de estos programas corresponden a los servicios de frecuencia estática, dinámica y mejorada en Gran Bretaña. En estos programas, a los proveedores (licitados mensualmente) se les remunera con un precio de disponibilidad por las veces que hacen que su energía esté disponible. Una vez que los proveedores de servicios aprueban una evaluación de precalificación y firman un acuerdo, pueden presentar ofertas por un solo mes o varios meses, según convenga a su negocio. En el mismo mercado funcionan esquemas de operadores de redes de distribución local, los cuales administran los refuerzos de la red al aplazar o eliminar necesidades de energía eléctrica, agregando y contratando clientes para que reduzcan sus demandas según convenga a ambas partes.

Por el riesgo involucrado, es deseable tener garantías financieras como cualquier participante en el mercado. La capacidad de reducción de consumo se convierte en su respaldo principal. Por las magnitudes necesarias para participar en el despacho actuaría mediante un agregador.

Requerimientos	Equipos de telemedición por intervalos del tiempo de despacho en instalaciones de los usuarios.
	Garantías financieras para asegurar que los usuarios realizarán los esfuerzos necesarios para entregar la cantidad de demanda con la cual se comprometieron.
Beneficios	Generación de disciplina en los hábitos de consumo y autogeneración de los usuarios que les permitirá cumplir con la entrega de la demanda acordada.
	Generará una respuesta rápida y segura (según se mitigue el riesgo involucrado) a lo que el sistema requiera en el momento
	Excluye completamente la probabilidad de que un usuario pretenda beneficiarse del programa sin realizar la reducción correspondiente.
	Es una metodología sencilla de entender por parte de los usuarios.

Restricciones	No habrá resultados satisfactorios para el programa si no se mitiga apropiadamente el riesgo de incumplimiento por parte de los usuarios.
	Conlleva un riesgo asociado a la posible incapacidad de un usuario para entregar la demanda de energía eléctrica que se comprometió a entregar, por lo que se debe cubrir el mismo con algún tipo de garantía financiera.
	Podría requerir varios procedimientos técnicos para certificar que en efecto un usuario es capaz de entregar la demanda de energía eléctrica con la cual se compromete.
	Afectará la inclusión del programa, pues es probable que usuarios con consumo más estable sean los que más participen del programa. Aquellos usuarios que deban manejar contingencias o cambios en procesos productivos no podrían garantizar determinado nivel de energía.

### 2.8.3. Grupos de control

En este tipo de métodos, se utiliza información de otros usuarios para ser aplicada a usuarios de los cuales no es posible obtener información histórica, ya sea porque se ha aplicado reducción durante un período largo o porque no se dispone de ella. El grupo de control se determina aplicando la metodología de “cluster” con criterios como tipo de usuario, patrones de consumo, que pueden incluir factores de sensibilidad al clima e incluso periodos de vacaciones, entre otros, para usuarios industriales y comerciales y niveles de error de predicción.<sup>36</sup> A este grupo se le realiza la estimación de su consumo, teniendo en cuenta que este no participó del evento de RD en cuestión. Posteriormente, su consumo es comparado con el consumo realizado por el grupo tratamiento, que si participó del evento de RD en cuestión. La diferencia entre ambos consumos es lo que se entiende por ahorro del consumo por parte del grupo tratamiento.

Algunos estudios han demostrado que la estimación de LBC para clientes residenciales, bajo métodos convencionales, tiene una precisión limitada debido a características estocásticas en su consumo. Los métodos de clustering puede eliminar el incentivo para *jugar (Gaming)* con la línea de base.

Además, se ha demostrado que el método de agrupación mejora la precisión, reduce el sesgo y logra mejores valores de rendimiento general para los métodos de LBC seleccionados. Así mismo, análisis de sensibilidad encuentran que aumentar el número de clientes en cada grupo reduce el error y mejora el desempeño financiero de los métodos de cálculo de CBL<sup>37</sup>.

Requerimientos	Métodos sencillos derivados de inteligencia artificial para implementar la herramienta.
----------------	---

<sup>36</sup> T. Song, Y. Li, X.-P. Zhang, J. Li, C. Wu, Q. Wu, and B. Wang, “A Cluster-Based Baseline Load Calculation Approach for Individual Industrial and Commercial Customer,” *Energies*, vol. 12, no.1, pp. 64, Jan. 2018.

<sup>37</sup> A Novel Approach to Improve the Estimation of Customer Baseline Loads in Residential Demand Response Programs (USAEE, 2017)



	Gran cantidad de información sobre los patrones de consumo de los usuarios y las variables que ejercen efectos sobre el mismo, como clima, temperatura, humedad, horarios de producción, de vacaciones, de mantenimientos, entre otras, con el fin de encontrar el grupo más homogéneo de control del usuario.
Beneficios	En caso de que el grupo control sea completamente anónimo, es decir, que el grupo tratamiento no conozca qué usuarios hacen parte de su grupo control, el método no tendrá riesgo de gaming por parte de usuarios.
	Es un método relativamente fácil de explicar al usuario.
	Este tipo de metodologías serían útiles para la caracterización del consumo de diferentes tipos de usuario, que tendrían en cuenta la ubicación geográfica del mismo, lo que enriquecería la cantidad y calidad de información que se tiene sobre los mismos, llevando a mejorar la precisión de los métodos con el paso del tiempo.
Restricciones	Considerable dificultad para encontrar patrones de consumo relativamente similares en cada uno de los usuarios que desee participar en el programa, lo que podría afectar la inclusión del mismo, excluyendo a usuarios a los cuales no sea posible encontrar grupos control con consumo suficientemente homogéneos.
	Aunque es un método fácil de explicar al usuario, requiere uso de elementos estadísticos y de inteligencia artificial para encontrar los grupos control y tratamiento más similares en lo posible, Lograr un nivel aceptable de exactitud dependerá de la información disponible y del tiempo necesario para el entrenamiento de las aplicaciones.
	La efectividad del método para estimar el consumo promedio en los diferentes eventos dependerá considerablemente del tamaño de la muestra que sea posible seleccionar para establecer los grupos control.
	Si la muestra del grupo control es pequeña, el reflejo del consumo estimado del grupo tratamiento será más limitado.

#### 2.8.4. Algoritmos de ingeniería

Son algoritmos desarrollados para cargas específicas que permiten calcular el consumo de las mismas. Es utilizado por el usuario para hacer la desconexión del equipo cuando es requerido o también cuando es controlado desde un centro de control.<sup>38</sup>, reprogramando cada hora dispositivos

<sup>38</sup> "Demand Response Measurement and Verification," Association of Edison Illuminating Companies (AEIC) Load Research Committee, Birmingham, AL, USA, White Paper, Mar. 2009.

de almacenamiento de energía utilizados y facilitando la participación de industrias en los programas de respuesta de la demanda<sup>39</sup>.

Requerimientos	Grandes inversiones para adelantar investigaciones en algoritmos que permitan realizar la estimación del consumo de componentes de operación del usuario estableciendo en forma analítica el consumo de las que participarían en el programa
	Las empresas para las cuales sea posible desarrollar estos métodos deberán realizar inversiones para la adquisición de equipos programables con actualización de configuración según los resultados que los algoritmos arrojen
	Se realiza una orden directa desde el centro de operaciones para desconexión según el acuerdo, cuyo consumo se conoce por los métodos de ingeniería o una orden desde un medidor inteligente. En el primer caso se requiere telecontrol, en el segundo caso medición inteligente.
Beneficios	Incentivaría la modernización de equipos de producción, mejorando la productividad del sector
	Pocas posibilidades de gaming, siempre y cuando sea posible verificar que los equipos y algoritmos se rigen por la regulación pertinente
	Es un método que daría libertad al usuario para implementar sus estrategias de eficiencia energética.
	Serían necesarias auditorías aleatorias para verificar que efectivamente se está realizando una reducción de demanda

### Costos de las metodologías

A continuación, se realiza una descripción de los costos que deberían tenerse en cuenta a la hora de implementar este tipo de metodologías.

- Costos de regulación. Se requieren reglas mínimas que aseguren la transparencia del mecanismo y de la asignación de derechos y responsabilidad a los usuarios y agentes que intervienen en el mecanismo.
- Costos de publicidad y difusión de los programas. Los mecanismos requieren de una preparación por parte del usuario y de los agentes que intervienen en la cadena. Todos ellos deben pasar por etapas de motivación, entrenamiento, seguimiento y evaluación para el éxito de los programas. Estas etapas deben ser realizadas utilizando los medios de comunicación apropiados, aprovechando las posibilidades y el impacto de las redes sociales.

<sup>39</sup> Economic Operation Logarithm for Energy Storage System with Customer Baseline Load (CBL)-based Load Forecasting. (IEEE, 2018).

- Costos de los mecanismos relacionados a la exposición de información tarifaria que los usuarios necesitarán para realizar sus decisiones de consumo. Estos podrían ser páginas vía internet o aplicaciones inteligentes que necesitarán alimentar su información constantemente.
- Costos de los mecanismos relacionados a la estimación de consumo de energía eléctrica que llevarán una gran cantidad de información diferenciada por tipo de usuario, localización geográfica, sector productivo, horarios de productividad, clima y temperatura, entre otras y las herramientas estadísticas y de inteligencia artificial con las cuales los técnicos realizarán seguimiento y verificación de los usuarios en los programas, que comprenden los costos de recolección, procesamiento y almacenamiento.
- Costos de inversión de equipos sofisticados programables, que a través de algoritmos de ingeniería logren reconfigurar el consumo de energía eléctrica de los mismos en el momento en que el sistema lo requiere.
- Costo de auditorías para certificar que en efecto un usuario puede entregar la cantidad de demanda a la que se compromete en el caso de aquellos que están por obligación contractual y de auditorías para realizar verificación de que los algoritmos de ingeniería no se encuentran trabajando por fuera de la regulación.

Adicionalmente, y con la finalidad de analizar cuáles son los nuevos desarrollos que se están dando en materia de estimación de línea base de consumo, en la siguiente sección se realiza un análisis general de los métodos de inteligencia artificial, bayesianos y línea de base de energética, los cuales se han popularizado en los últimos años. Es importante destacar que el presente estudio no acogió ninguno de estos métodos al no ser implementados en la gran mayoría de experiencias internacionales revisadas y por costos en términos de tiempo para lograr el perfeccionamiento de algoritmos<sup>40</sup>.

## 2.9. Desarrollos futuros

### 2.9.1. Métodos de Inteligencia Artificial<sup>41</sup>

La inteligencia artificial (IA) refiere a procesos por los cuales las máquinas desarrollan capacidades de aprendizaje que les permiten adaptarse y predecir eventos a partir de algoritmos que descubren patrones en la información suministrada, realizar la toma de decisiones informada a partir de criterios como optimización y productividad, participar de procesos de aprendizaje continuo, realizar tareas correctamente a partir de considerables rondas de prueba y error, entre otras<sup>42</sup>.

Con el fin de encontrar metodologías precisas de consumo de energía eléctrica en usuarios, facilitando el uso de cuantiosos datos y la necesidad frecuente de tomar decisiones casi en tiempo

---

<sup>40</sup> Para incursionar en este tipo de metodologías se debe recurrir a altos costos de estimación, almacenamiento y perfeccionamiento de algoritmos, que podrían llevar a que el estudio de estos tenga una amplitud temporal considerable.

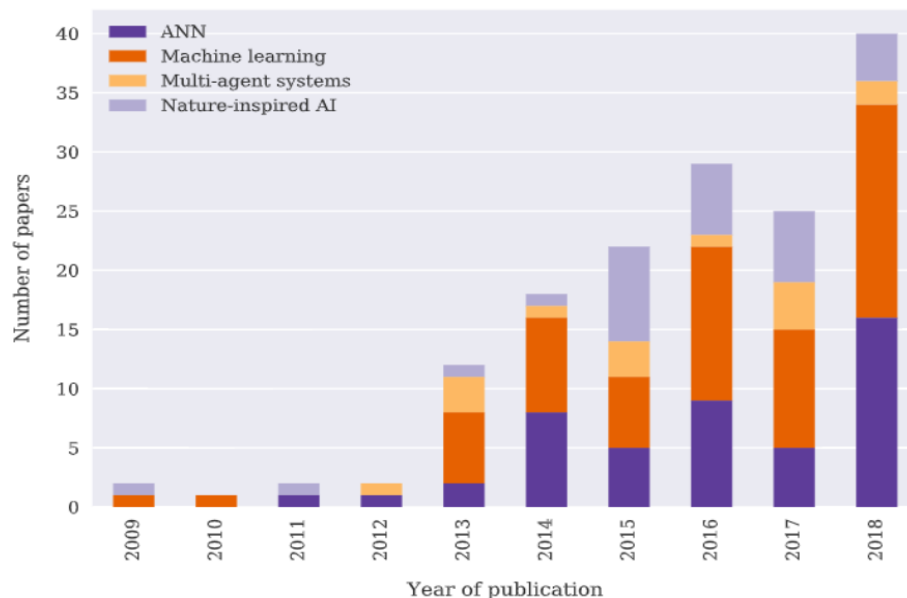
<sup>41</sup> La sección 2.8.1. Métodos de Inteligencia Artificial fue realizada en base al documento Artificial intelligence and machine learning approaches to energy demand-side response: A systematic review, 2020.

<sup>42</sup> Artificial Intelligence Definition, Ethics and Standards (British University of Egypt, 2019).

real, la inteligencia artificial ha surgido recientemente como tecnología clave para permitir la participación de la demanda en el mercado. Los métodos de IA se pueden utilizar para abordar varios desafíos, que van desde seleccionar el conjunto óptimo de consumidores para responder y conocer sus atributos y preferencias, establecer precios dinámicos, programar y controlar dispositivos, aprender sobre cómo incentivar a los participantes en los esquemas de RD y cómo recompensarlos de forma justa y económicamente eficiente.

Durante los últimos años se ha observado un considerable crecimiento de la literatura sobre la aplicación de métodos en programas de respuesta de la demanda. La siguiente gráfica muestra la cantidad de documentos publicados sobre lo anterior descompuesto por ANN-Redes neuronales artificiales, Machine learning-Aprendizaje de máquinas, Multi-agent systems-Sistemas multiagentes y Nature-inspired AI-Inteligencia artificial inspirada en la naturaleza, los cuales son diferentes métodos de uso de la IA.

**Figura 2.24.**  
**Número de documentos publicados sobre métodos de IA en programas de respuesta de la demanda (2009-2018)**



Tomado de: Artificial intelligence and machine learning approaches to energy demand-side response: A systematic review, 2020.

### *Tópicos de IA en programas de RD<sup>43</sup>*

#### Redes neuronales

Son un tipo de modelo computacional diseñado de manera semejante al funcionamiento de las neuronas biológicas. En este caso, las neuronas reciben señales a partir de los sentidos (datos de entrada) que son procesados de acuerdo a aprendizaje adquirido o instinto (en las redes neuronales o capas), que son traducidos en una señal de respuesta (señal de salida) ejecutada finalmente.

No es posible extraer los procesos de razonamiento realizados al interior de las capas ocultas neuronales para emitir determinada señal de salida, sin embargo, se sabe de antemano que, modificando las señales de entrada del sistema se observarán cambios en la señal de salida después del proceso realizado en capas ocultas, también llamado etapa de aprendizaje.

El método implementado para asemejar el anterior mecanismo plantea la afectación de lo que ocurre dentro de la etapa de aprendizaje a través de la introducción del error de la señal de salida observada comparado con la estimada como parámetro, minimizando el mismo a través de las diferentes iteraciones. Los valores obtenidos son introducidos como pesos que cambian las señales emitidas entre las diferentes capas y dentro de cada neurona se realiza otro tipo de procesos a partir de funciones de activación, que, según su valor, activan o desactivan su funcionamiento.

El desarrollo de sistemas de redes neuronales es complejo y permite introducir numerosas variables y posibles salidas<sup>44</sup> y ha sido el más usado para calcular LBC de usuarios<sup>45</sup>. En el caso de redes neuronales aplicadas a la estimación de LBC, las variables que determinan el comportamiento de la demanda de energía se introducen como las señales de entrada, siendo la salida de las mismas el consumo de energía eléctrica estimado para el intervalo de tiempo en que se encuentran estas. En la etapa de aprendizaje, el algoritmo logra encontrar relaciones entre el término de error de dicho modelo, la señal de salida y las señales de entrada y después de cierto número de iteraciones reproduce salidas precisas.

#### Aprendizaje de Máquinas

Hace parte del grupo de IA que permite reducir operaciones, realizándolas automáticamente, sin necesidad de supervisión humana. La introducción de algoritmos permite que los procesos aprendan, mejorando su desempeño y su precisión con la experiencia. El aprendizaje puede ser de tres tipos.

En el aprendizaje supervisado, al sistema se le entrena brindándole información de data, etiquetado de la misma y resultados de salida, utilizando diferentes ejemplos con el propósito de que el sistema

---

<sup>44</sup> Para obtener más información introductoria sobre el método puede remitirse al documento Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones (Universidad Tecnológica Nacional, 2001), disponible en [https://www.frro.utn.edu.ar/repositorio/catedras/quimica/5\\_anio/orientadora1/monograias/matich-redesneuronales.pdf](https://www.frro.utn.edu.ar/repositorio/catedras/quimica/5_anio/orientadora1/monograias/matich-redesneuronales.pdf)

<sup>45</sup> Puede apreciar algunos ejemplos de los diseños realizados a través de este método en la Tabla 2.7.

generalice factores importantes de modelación y aprenda a realizar los procesos para nuevos casos. Como ejemplos de tipos de algoritmos de este tipo de aprendizaje se observan los de regresión lineal, regresión logística, máquinas de vectores de soporte, entre otros. En RD, las técnicas de aprendizaje supervisado se han aplicado principalmente para pronosticar la demanda y los precios de la electricidad, empleando métodos de Kernel, métodos basados en árboles y modelos de regresión lineal.

En el aprendizaje no supervisado, se trata al conjunto de datos entrante como variables aleatorias y el programa se encarga de construir modelos de densidad que se ajusten a dicho conjunto de datos. En este aprendizaje no existen conjuntos de datos de entrenamiento y los resultados de los mismos son desconocidos, por lo que el mecanismo solo se guía por operaciones lógicas. Ejemplos de este tipo de metodología incluyen el clustering, las k-medias y las reglas de asociación. En RD, el uso dominante de algoritmos no supervisados ha sido para fines de agrupación; donde se crean grupos de objetos (por ejemplo, perfiles de carga) de manera que los sujetos dentro del mismo clúster sean similares. A su vez, esta agrupación se puede utilizar para seleccionar consumidores para eventos y compensar a los consumidores por su participación en los programas.

Por último, en el aprendizaje por refuerzo, el sistema programado aprende mediante la experiencia, en donde el sistema recibe variables de castigo/premio, correcto/incorrecto o semejantes cuando brinda resultados y obtiene experiencia en los procesos prueba-error. Se ha presentado para aprender sobre mecanismos de precios de RD para los proveedores de servicios y el desarrollo de modelos de elasticidad de la demanda para agregación de consumidores.

### Sistemas Multi-agente

Son sistemas en los cuales numerosos agentes, inteligentes o no, participan e interactúan, cooperan, coordinan y negocian para responder a un objetivo y a una motivación dada a cada uno de estos. En este tipo de sistemas se registran los tópicos de teoría de juegos cooperativa y las negociaciones automatizadas y son especialmente útiles para diseñar modelos en los que agentes negocian y toman decisiones basados en el cálculo de incentivos o basados en el comportamiento de oferta/demanda de recursos entre agentes, por lo que son altamente usados para realizar predicción de precios en diferentes tipos de mercados.

### Nature Inspired IA

Los algoritmos utilizados en este tipo de sistemas se encuentran inspirados en el funcionamiento de la naturaleza a través del aprendizaje inteligente y de estrategias para la exploración y explotación del espacio de búsqueda, con el objetivo de descubrir de manera eficiente soluciones óptimas, encontrando las secuencias de acciones necesarias para alcanzar los objetivos de un agente. Algunos ejemplos de lo anterior pueden ser algoritmos genéticos, evolucionistas, o diferenciales, optimizaciones inspiradas en el comportamiento de colonias de hormigas, de abejas, entre otros.

En RD, los algoritmos inspirados en la naturaleza se han utilizado principalmente para programar cargas o dispositivos a nivel de consumidor (algoritmo integrado en HEMS) o ayudar a los agregadores y minoristas a optimizar los precios de sus clientes que ofrecen servicios de RD.

Se considera que estos métodos llevan consigo tres costos en principio. El primero tiene que ver con los costos de procesamiento, ya que gran mayoría de los mismos requieren de numerosas iteraciones para obtener resultados con minimización de los errores y a la cantidad de información que los mismos podrían necesitar en el diseño de los modelos de estimación. El segundo tiene que ver con costos de almacenamiento para la cantidad de datos que los mismos requieren, más cuando los medidores inteligentes AMI pueden almacenar y enviar datos de consumo de energía eléctrica por intervalos de hasta cinco minutos, diariamente, para cada usuario. Por último, será necesario tener en cuenta que el criterio de sencillez se ve afectado, por cuanto el entendimiento de los métodos puede llegar a requerir de conocimientos avanzados en optimización y estadística. Por estas razones y por la duración del estudio, este tipo de metodologías no se evalúan en el presente documento.

Algunos ejemplos del uso de tópicos para establecimiento de líneas base de consumo de usuarios se muestran en la siguiente tabla.

Tabla 2.7.  
Ejemplos de métodos de IA aplicados a la estimación de LBC para usuarios

	Autor y métodos IA	Descripción del método	Descripción del estudio
Residencial	<p><b>Veras (2018)<sup>46</sup></b></p> <p>Algoritmo genético ordenado no dominado (NSGA-II)</p>	<p>Método por el cual se optimiza un grupo de funciones de manera simultánea. Se busca encontrar un vector de variables que cumpla con el conjunto de restricciones y donde las funciones objetivo resultantes sean optimizadas.</p>	<p>Propone un sistema de gestión energética del hogar (HEMS) que tiene como objetivo programar el uso de cada electrodoméstico en función del precio de la electricidad en tiempo real (RTP) y en el nivel de satisfacción / comodidad del consumidor para garantizar la estabilidad y la seguridad del sistema energético.</p>
	<p>Park, Ryu, Choi, Kim, Kim (2015)<sup>47</sup></p> <p>Mapa auto-organizado (self organizing map SOM)</p>	<p>Los SOM son un tipo de algoritmo de redes neuronales para clasificar observaciones, regularidades, correlaciones o categorías en los datos de entrada, e incorporarlos a una estructura de conexiones.</p> <p>Por su parte, el método de K- medias, permite agrupar en un mismo paquete observaciones lo más semejantes entre sí y distanciar, en lo posible, las observaciones que se encuentran en grupos diferentes, partiendo la muestra de n datos en k subgrupos.</p>	<p>Realiza una explotación de los datos obtenidos mediante medidores inteligentes AMI. Se aplican las metodologías de mapa autoorganizado (SOM) y la agrupación de K-medias. Este enfoque de dos niveles reduce de manera eficiente el gran conjunto de datos en vectores de pesos representativos de SOM, y luego estos vectores de peso se organizan por agrupación de K-medias para encontrar el patrón de carga que sería similar al patrón de carga potencial del día del evento de RD para cada usuario.</p>

<sup>46</sup> Veras, J., Silva, I., Pinheiro, P., Rabêlo, R., Veloso, A., Borges, F., Rodrigues, J., A Multi-Objective Demand Response Optimization Model for Scheduling Loads in a Home Energy, 2018.

<sup>47</sup> Park, S., Ryu, S., Choi, Y., Kim, J., Kim H. Data-Driven Baseline Estimation of Residential Buildings for Demand Response, 2015.



	Agrupamiento (K medias means clustering)		
	Jazaeri (2016) <sup>48</sup>	El método de redes neuronales toma en cuenta variables exógenas (en este caso: temperatura y el promedio de la temperatura en la hora y media anterior del periodo, día de la semana, indicador de día laboral, carga del día anterior y del mismo día de la última semana) que influyen sobre la endógena (carga del usuario). El conjunto de entrenamiento de las neuronas encuentra las posibles relaciones entre dichas variables y los efectos de los cambios sobre la endógena cuando se modifica marginalmente el valor de una exógena. Los errores de estimación entre el outcome estimado y el outcome real son los parámetros mediante los cuales se ajusta el aprendizaje de las neuronas.	Realiza una comparación entre cinco metodologías usadas internacionalmente para determinar la LBC de usuarios. Entre las metodologías X de Y, Y anteriores, regresión, red neuronal e interpolación polinómica, obtiene que los métodos de redes neuronales con interpolación polinómica superan a las demás metodologías en precisión de la LBC.
	Red neuronal		
	Interpolación polinomial	En la interpolación polinomial, dado cierto número de datos obtenidos por muestreo se encuentra un polinomio que pase por todos los puntos. Se utilizan los datos del propio día del evento. Estas cargas son ajustadas a una función polinomial (cuarto grado) y utiliza las cargas inmediatamente anteriores y posteriores del evento para ajustar mejor la predicción.	

<sup>48</sup> Jazaeri, J., Alpcan, T., Gordon, R., Brandao, M., Goban T., Seeling, C. Baseline Methodologies for Small Scale Residential Demand Response. 2016 IEEE Innovative Smart Grid Technologies - Asia (ISGT-Asia). Melbourne, Australia, 2016.

industrial y grandes edificios	Arunaun (2018) <sup>49</sup>  Algoritmo de Levenberg-Marquardt	El algoritmo Levenberg-Marquardt (LM) es una técnica iterativa estándar usada en métodos de redes neuronales, para resolver problemas de mínimos cuadrados no lineales minimizando la suma de cuadrados de los errores entre los puntos de datos medidos y la función no lineal. El método de LM es una combinación de dos métodos de minimización de descenso de gradiente o descenso más empinado (SD) y el método de Gauss-Newton (GN).	Se realiza una comparación de precisión de las LBC entre los métodos de regresión lineal, regresión polinomial y el algoritmo de Levenberg-Marquardt en un conjunto de datos de consumo anual del sector industrial tailandés, medido por intervalos de 15 minutos, introduciendo un componente tendencial, variables de tarifa de tiempo de uso en periodos de máxima y mínima demanda, indicadores del día de la semana y de días laborales dentro del modelo. Se demostró que el algoritmo LM es el más preciso.
	Escriva (2011) <sup>50</sup>  Redes neuronales	Modelo computacional neuronal que se alimentó con información de clima, calendario, tipo de día y un componente aleatorio de sucesos impredecibles.	Este artículo presenta un método de redes neuronales artificiales (ANN). El método se basa en un pronóstico de consumo total basado en procesos independientes de la carga y una adecuada selección del conjunto de datos para simplificar la arquitectura ANN. Se escogieron variables de clima, consumo del día inmediatamente anterior, tipo de día y sucesos impredecibles. La validación del método se realizó con la predicción del consumo total expresado como 96 valores trimestrales de energía activa de la Universidad Politécnica de Valencia, un cliente comercial que consume 11.500 kW.

<sup>49</sup> Arunaun, A., Pora, W. Baseline Calculation of Industrial Factories for Demand Response Application, Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Chulalongkorn University. Bangkok, Thailand, 2018.

<sup>50</sup> Escrivá, G., Álvarez, C., Roldán, C., Alcázar, M. New artificial neural network prediction method for electrical consumption forecasting based on building end-uses. Institute for Energy Engineering, Universitat Politècnica de València. Spain, 2011.

	<p>Chen (2017)<sup>51</sup></p> <p>Máquinas de vector de soporte (SVR por sus siglas en inglés)</p>	<p>Algoritmo de clasificación lineal, que usa un método de entrenamiento supervisado, que permite predecir si un conjunto de datos nuevos pertenece a alguna clase de los mismos anteriormente establecida.</p>	<p>Este trabajo propone un nuevo modelo de pronóstico de SVR con la temperatura ambiente de dos horas antes del evento de RD como variables de entrada, usando cargas de electricidad para cuatro edificios de oficinas típicos como datos de muestra para probar el método. Se encuentra que el modelo SVR ofrece un mayor grado de precisión y estabilidad en la predicción de carga a corto plazo en comparación con otros modelos.</p>
--	---	---	--

Realización propia

---

<sup>51</sup> Chen, Y., Xu, P., Chu, Y., Li, W., Wu, Y., Ni, L., Bao, Y., Wang, Y. Short-term electrical load forecasting using the Support Vector Regression (SVR) model to calculate the demand response baseline for office buildings. School of Mechanical and Energy Engineering, Tongji University, Shanghai, China and Hangzhou Tianli Technology Co., Ltd., Zhejiang, China. 2017.

### 2.9.2. Métodos Bayesianos<sup>52</sup>

La utilización de métodos bayesianos para la cuantificación de consumo e incertidumbre asociada a la misma en programas de respuesta de la demanda ha crecido en los últimos años. En algunos estudios se ha observado que este tipo de métodos producen información más rica y resultados de cuantificación de la incertidumbre que los métodos estándar sin sacrificar la simplicidad del modelo.

La medición y verificación (M&V) en un programa de RD consisten en verificar los ahorros logrados, en base a algunas mediciones y un modelo energético, y cuantificar la incertidumbre de los ahorros de un usuario. Si  $S$  son los ahorros y  $M$  las mediciones, el teorema de Bayes proporciona una probabilidad de nivel de ahorro dadas la medición registrada de cada usuario y cualquier información de fondo que pueda estar disponible;  $\Pr(S | M)$ . El teorema de Bayes es, por tanto, la expresión natural del objetivo de M&V:

$$\text{Verificación} | \text{Medición} \equiv \Pr(S | M)$$

El paradigma bayesiano ve los datos (medidas) como fijos, y los parámetros como inciertos, por lo que en este mecanismo se especifican los antecedentes del modelo, se describen las probabilidades y se resuelve para encontrar resultados posteriores de los parámetros de interés.

Este proceso de inversión se realiza a través de las técnicas de Markov Chain Monte Carlo (MCMC), que ha permitido a los usuarios especificar un modelo, proporcionar las observaciones o datos (mediciones) e inferir los valores de los parámetros del modelo probabilísticamente. En lugar de trabajar con estimaciones puntuales en todos los parámetros desconocidos, se describe el sistema en términos de distribuciones de probabilidad realizando simulaciones de Monte Carlo.

Algunas de las ventajas más exaltadas de este tipo de metodologías son:

- Como los modelos son probabilísticos, la incertidumbre se cuantifica de forma automática y exacta y permiten incluir variables de temperatura, humedad, ocupación, entre otras.
- Son más universales y flexibles que los métodos estándar. El modelado bayesiano puede ser muy sofisticado, pero el núcleo del pensamiento probabilístico es coherente en todo momento. Además, son modelos con mayor robustez, por lo que el efecto de datos atípicos es considerablemente menor.
- La Regresión lineal de mínimos cuadrados ordinarios supone que los residuos se distribuyen normalmente y que la varianza es constante para todos los puntos. En un modelo bayesiano probabilístico, los parámetros se pueden distribuir según cualquier distribución, pero los parámetros de la distribución posterior de cada uno estarán determinados por los datos.
- Pueden diseñarse para adaptarse al problema, permitiendo una fácil especificación de ajustes no rutinarios, el manejo de valores perdidos y la incorporación de cantidades no medidas pero importantes como el error de medición.
- Se adapta bien a los problemas de pocos datos. En los países en desarrollo, la falta de medidores hace que la medición y verificación sean costosas, por lo que es útil tener un método que sea consistente en conjuntos de datos más pequeños.

---

<sup>52</sup> Carstens, H., Xia, X., Yadavalli, S. Bayesian Energy Measurement and Verification Analysis. Centre for New Energy Systems - Department of Industrial and Systems Engineering, University of Pretoria. Pretoria, South Africa, 2018.

Algunas desventajas de estos métodos son:

- Al hacer uso de distribuciones previas de los consumos, las distribuciones posteriores pueden estar sesgadas de una manera no garantizada por los datos, haciendo subjetivo el resultado.
- Pueden resultar computacionalmente costosos para grandes conjuntos de datos y modelos complejos. Además, son más lentos y pueden resultar inadecuados para aplicaciones en tiempo real.
- La precisión de la estimación de otros métodos de aprendizaje automático puede ser mayor que la regresión, método de preferencia para aplicación de métodos bayesianos por parte de analistas.
- Es necesario especificar la forma paramétrica del modelo. Los modelos bayesianos paramétricos solo pueden ser correctos en la medida en que su forma funcional describa el proceso físico.

### 2.9.3. Línea de Base Energética (LBE) en los Sistemas de Gestión de la Energía

Uno de los mecanismos más novedosos para inducir el ahorro de consumo de energía eléctrica dentro del sector industrial es la línea de base energética, la cual se encuentra dirigida a la eficiencia y al desempeño energético de las organizaciones en el contexto de los Sistemas de Gestión de la Energía, mejorando el uso, el consumo y la eficiencia en el control operacional de los procesos productivos con impacto en los costos de producción a través del mejor manejo de los recursos energéticos.

Dichos sistemas se estandarizan en la norma ISO 50001, *Sistemas de Gestión de la Energía Requisitos con Orientación para su Uso*, en la que se discuten los temas de cambio e innovación organizacional y de la cultura, incorporación de políticas, responsabilidades, procesos y procedimientos para el seguimiento de indicadores de desempeño e identificación de oportunidades en el uso, consumo y las mejoras de eficiencia de la energía eléctrica en la organización.

Uno de los aspectos de mayor impacto de la gestión de la energía en el sector industrial corresponde a mejoras en la productividad en función de la disminución de los costos de producción de acuerdo con la participación e intensidad de la energía en dichos costos. En el ámbito de los procesos productivos, la identificación de pérdidas o ineficiencias energéticas no esperadas u ocultas en los procesos, como también la disminución del tiempo de detección y corrección de fallas que producen sobreconsumos energéticos, se constituyen en potenciales de ahorro de energía con baja inversión e implementación a corto plazo.

#### *Línea de base energética (LBE)*

El consumo de energía de cualquier proceso tiene un componente fijo, que no depende de la producción realizada y otro componente variable, que si depende de la cantidad de producción. Esto se puede expresar a través de un modelo lineal de la siguiente manera:

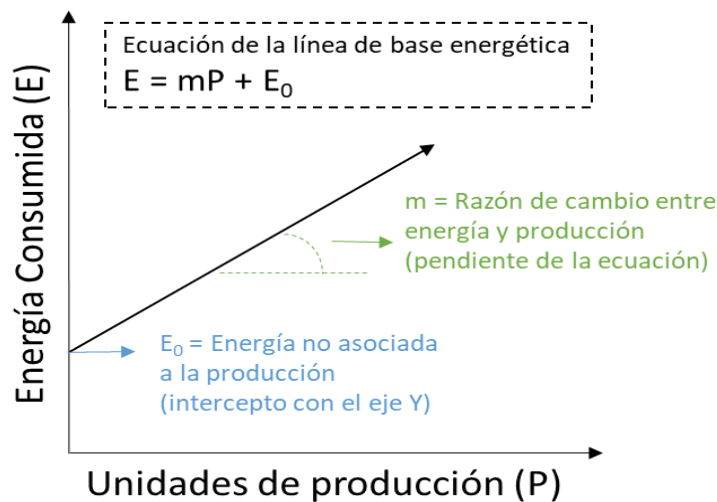
$$E = m * P + E_0$$

Donde,

- E corresponde al consumo total de energía
- m corresponde al índice de consumo de transformación de la materia prima del proceso o razón de cambio de E vs P que se refleja en la pendiente de la ecuación.
- P corresponde a la cantidad de producto transformado.
- $E_0$  corresponde al valor medio de la energía no asociada a la producción, como pérdidas, energía en arranques, iluminación, ventilación y servicios auxiliares, entre otras.

Este modelo teórico puede ser observado mediante un gráfico de regresión lineal con datos seleccionados en el periodo adecuado de establecimiento de la línea de base. Un ejemplo de este se expone a continuación.

**Figura 2.25.**  
Elementos de una línea de base energética univariable

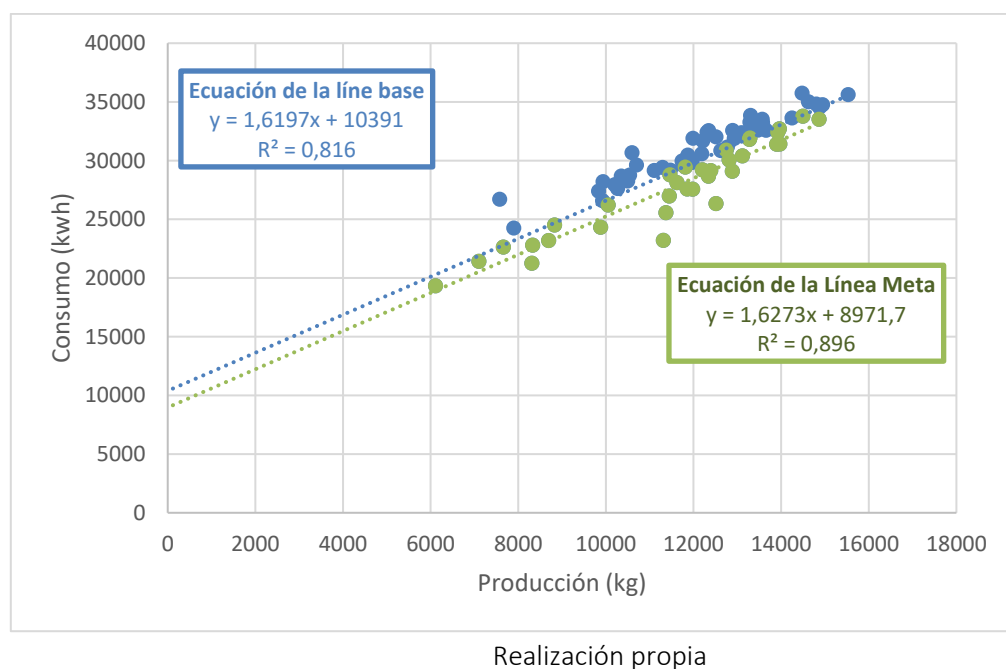


Realización propia

Un diagrama de dispersión del consumo energético de un proceso o área en función de la producción en un intervalo definido de tiempo permite establecer la correlación del consumo de energía en función de la producción. Sobre este gráfico se realiza una regresión lineal que permite determinar la correlación existente entre las dos variables analizadas, en una ecuación lineal que representa la relación entre ambas variables y su respectivo coeficiente de determinación ( $R^2$ ), que indica en qué medida los datos de la producción explican la variación del consumo. El análisis de regresión lineal puede ser utilizado para identificar la influencia de otras variables relevantes sobre el consumo, normalizando los valores de consumo de energía para establecer líneas de base energética adecuadas para el seguimiento al desempeño energético, así como la identificación de potenciales de ahorro con base en el mejor comportamiento histórico.

Figura 2.26.

Ejemplo: Línea de base energética y línea meta-Planta de inyección (datos diarios)



Un ejemplo de una línea meta y su respectiva línea base se realiza a continuación. En este ejemplo, y  $E_{0base} = 10.391 kWh$  y  $E_{0meta} = 8.971 kWh$ . El potencial de ahorro estimado  $E_{0base} - E_{0meta} = 1.419,3 kWh$ . Dado que los registros de este ejemplo son diarios, el potencial de ahorro es diario. Podría obtenerse un potencial mensual multiplicando este valor por el número de días de operación durante el mes.

#### Indicador de desempeño energético

El análisis y seguimiento del consumo de energía permite caracterizar el comportamiento de la demanda de energía en la organización, por áreas o procesos con medidores de consumo. Mediante el siguiente gráfico es posible identificar las cargas base y máxima de la demanda; y la demanda promedio de energía. En el gráfico se observa la evolución de los consumos energéticos y la cantidad de producción en el tiempo, lo cual permite identificar si las variables tienen tendencias similares y posibles comportamientos atípicos.

**Figura 2.27.**  
Seguimiento al consumo de energía en el tiempo



Se ha observado entonces la gran cantidad de instrumentos con los cuales se puede realizar una mejor gestión del ahorro de energía eléctrica ya sea a través de la conversión de la demanda en un agente activo dentro del mercado o a través de la eficiencia energética en sectores de gran consumo, como lo es el industrial. En el primer caso, para lograr establecer una línea de base de consumo a través de métodos de inteligencia artificial o bayesianos, será necesaria la sofisticación de algoritmos, que inducirá a costos en almacenamiento, procesamiento de la información y tiempo, con el fin de aprender de los errores que a través de su estimación se puedan observar. En el segundo caso, será necesaria una reevaluación de la cultura organizacional dentro del sector industrial, que permita optimizar las elecciones de consumo de cada usuario, que el mismo se beneficie a través de estos procesos y que los recursos del sistema sean mejor utilizados.

## 2.10. Conclusiones y Recomendaciones

Después de haber expuesto las anteriores secciones del documento, se procede a dar cumplimiento a la actividad i del ítem c del producto 1, resaltando las más importantes conclusiones y recomendaciones que se pueden evidenciar en el estudio. Nos permitimos recomendar al lector consultar el listado de actividades de los términos de referencia del estudio y su ubicación dentro del documento puede remitirse a la Tabla A del Anexo.

En general, se observó, a partir de la comparación de metodologías utilizadas a nivel internacional, que existen cuatro categorías entre las cuales se pueden subdividir estas mismas. El 62% de las metodologías analizadas se presentan como promedios de datos históricos de las mediciones de consumo de los usuarios, el 15% se presentan como metodologías realizadas a partir de métodos estadísticos de regresión, el 12% se presentan como la necesidad de encontrar días semejantes o valores de consumo de intervalos cercanos al mismo día del evento y el 8% se presentan como la medición de consumo de energía eléctrica en el mismo periodo del año anterior.



Como tendencias en metodologías para la medición del error de estimación se observó que, en tres de los seis países analizados; Estados Unidos, Australia y Corea del Sur, se hace uso de la metodología RRMSE, que es considerablemente más sensible a errores altos comparando con otro tipo de metodologías, por lo que el umbral permisible de error dentro de este tipo de indicador debe ser más flexible para que un porcentaje mayor de usuarios puedan participar.

Se observan múltiples beneficios en la aplicación de este tipo de programas, que van desde aplazamiento de inversiones de infraestructura en generación y transmisión, mayor competencia en los mercados energéticos y una generación de recursos adicionales para las empresas industriales y comerciales participantes. El beneficio más importante de las LBC está en ser la herramienta mediante la cual se logre cuantificar el ahorro en el consumo de energía eléctrica de los usuarios, por lo que es el posibilitador del beneficio económico de los programas de respuesta de la demanda.

Como limitaciones, se puede observar que una única LBC no puede ser precisa para todos los tipos de usuarios existentes, por lo que debe recurrirse al uso de un umbral de error de estimación para permitir la entrada de los agentes a los programas. Esto se manifiesta como un problema en inclusión, puesto que agentes con un error de estimación muy alto no podrán entrar a los programas ni beneficiarse de su ahorro de energía eléctrica. Por esta razón, y para no desaprovechar los recursos disponibles en el sistema, se recomienda que existan otro tipo de metodologías para usuarios sin LBC, o que estos se comprometan a entregar cantidades de energía menores a su capacidad.

La implementación de las metodologías analizadas dentro del documento considera diferentes costos, entre los que más se destacan los de aplicación de dispositivos tecnológicos de telemedición, en lo posible horaria o de frecuencias más altas. Si bien la aplicación de estos dispositivos de medición puede ser en principio cara, en mercados de energía eléctrica avanzados, se han dado los pasos pertinentes para que el beneficio futuro de este tipo de programas supere con creces los costos en el presente.

La comparación cualitativa realizada a partir de los criterios de sencillez, integridad, efectividad, facilidades -restricciones e inclusión, arrojó resultados relativamente similares para cada tipo de las metodologías analizadas, por lo que la decisión sobre el tipo de metodología más elegible se tomó en base a los criterios cuantitativos de sesgo, exactitud y precisión. Con estos, las opciones más favorables son los métodos 2 y 6 con medición horaria. El método 2 se calcula para cada hora de cada día de la semana como el valor promedio de los consumos para cada hora del mismo día del número de semanas  $x$  anteriores. El método 6 corresponde a esta misma metodología, pero diaria, por lo que debe implementarse horaria. Estos se encuentran en el grupo 1 de metodologías, que son construidas a partir del promedio del consumo horario anteriores al día del evento. Son sencillas, por lo que su entendimiento se facilita, permitiendo que los usuarios conozcan las estrategias que deben seguir para cumplir con la regulación exigida y beneficiarse del programa. Además, debe recordarse que, a nivel internacional, este tipo de metodologías son las más usadas y, por ende, la recomendación sigue las pautas de la revisión y análisis internacional. Se observa que los grandes usuarios participan mediante estas metodologías, y que los pequeños consumidores también pueden verse beneficiados si participan a través de agregadores de demanda.

Al ordenar y organizar la información que correspondió a una muestra de lecturas horarias de octubre 2019 a febrero 2020 de 20 fronteras de usuarios regulados y 50 fronteras de usuario no regulados del SIN suministradas por XM, y después de simular cada una de las metodologías contempladas en la Sección 2.7. a través de los modelos estadísticos en programas en lenguaje Python desarrollados por el equipo consultor, a la luz del índice de medición de error RRMSE se encontró que:

En el método 2, para evaluaciones realizadas con información de 2 semanas, el 78% de la muestra de las fronteras obtiene un RRMSE inferior al 20%. En la estimación realizada con información de 8 semanas, el 54% de las fronteras obtiene un RRMSE inferior al mismo umbral. Para un RRMSE de 10%, se tendrían el 42% y 5% de las fronteras. Por frontera de usuarios regulados y de usuarios no regulados de la muestra, en el primer caso, todas las fronteras se encuentran por debajo del 20% del valor del RRMSE y en el segundo caso el 70%.

En el método 6, El RRMSE del 56% de la muestra con 8 días es inferior al 20%. En el caso de fronteras de usuarios regulados y no regulados considerando 2 días se obtiene que, en los primeros, el 68.8% presenta un RRMSE inferior al 20% y que el 52% de los segundos presenta un RRMSE inferior al mismo umbral.

Se presentaron cuatro tipos de mecanismos de estimación de consumo que no requieren de cálculos de línea base de consumo, los cuales son seguidor de precio, usuario especulador, grupos de control y algoritmos de ingeniería, los cuales contienen implícitos una serie de requerimientos y de costos asociados a los mismos. En estos métodos sigue siendo necesaria la telemedición horaria para que los usuarios puedan obtener un beneficio económico por su participación en el ahorro del sistema. Recuerde que puede encontrar otros requerimientos, beneficios y limitaciones de cada método en la sección desarrollada.

Por último, se presentó una sección de desarrollos futuros, en la cual se realizó la exposición de los métodos más innovadores en materia de estimación de línea base de consumo de los agentes; con inteligencia artificial, bayesianos y línea de base energética. El equipo consultor considera pertinente que este tipo de mecanismos se tengan en cuenta, ya que han demostrado ser más eficientes en términos de precisión en la estimación del consumo de los agentes. Este tipo de metodologías no fueron evaluadas dentro del documento por dos razones. La primera es que estos métodos aún no son utilizados frecuentemente dentro de los mercados analizados y la segunda es que los mismos tienen implícitos una serie de costos de almacenamiento y procesamiento de información que pueden llevar a que la duración del estudio se prolongue considerablemente.

Es importante que los programas de respuesta de la demanda implementados en el mercado de energía eléctrica cuentan con un abanico de opciones para que diferentes tipos de usuarios puedan participar de los mismos, aprovechando al máximo los recursos de la demanda dentro del mercado, convirtiendo al consumidor de energía eléctrica en un agente activo dentro del mercado y asegurando un crecimiento de los mercados de energía que aseguren la eficiencia en el consumo de recursos, razones por las cuales se prestó atención a los mecanismos expuestos en las secciones de metodologías para usuarios sin cálculo de LBC y desarrollos futuros.

## Anexo

**Tabla A**

Listado de actividades en términos de referencia y ubicación dentro de los documentos

Producto	Ítem	Actividad	Ubicación en documento
1	a	i	Sección 2.2.
		ii	Sección 2.2.
		iii	Sección 2.3.
		iv	Secciones 2.4, 2.5 y 2.6.
	b		Secciones 3.1, 3.2, 3.3, 3.4 y 4
	c	i	Sección 2.10.
		ii	Sección 2.6.
		iii	Sección 2.7.
2	a	i	Secciones 3.2 y 3.3.
		ii	Sección 3.3.
	b		Sección 4.

## Referencias

1. ENERNOC. The Demand Response Baseline. White Paper. s.l.: Enernoc, 2011. 01.
2. ISA-ENERNOC. Respuesta de la Demanda: Propuesta de implementación en el Mercado Colombiano. Colombia: Alianza ISA-ENERNOC, 2016. 02.
3. Smart Energy Demand Coalition SEDC. Mapping Demand Response in Europe Today. Brussels, Belgium: SEDC, 2015. 03.
4. International Renewable Energy Agency-IRENA. Aggregators: Innovation Landscape Brief. Abu Dhabi: s.n., 2019. 04.
5. Energy Information Administration-EIA: Demand Response Tracking Report. Junio, 2020. 05.
6. California Independent System Operator - CAISO. Energy Storage and Distributed Energy Resources Phase 2Draft Final Proposal. United States of America: s.n., 2017. 06.
7. California Independent System Operator. Baseline Accuracy Work Group Proposal. United States of America: CAISO, 2017. 07.
8. Madrigal, Radha. Overview of Reliability Demand Response Resource Customer Service Department. United States of America: CAISO, 2014. 08.
9. Electric Reliability Council of Texas-ERCOT. Emergency Interruptible Load Service: Default Baseline Methodologies. United States of America: ERCOT, 2009. 09.

10. ISO New England Inc. and New England Power Pool. Demand Response Baseline Changes. APPENDIX E1: ISO New England Manual for Measurement and Verification of Demand Reduction Value from Demand Resources. United States of America: Docket No. ER14, 2014. 10.
11. ISO New England Manual for the Forward Capacity Market (FCM) Manual M-20 Revision: 26 ISO NE, 2019. 11.
12. ISO New England Inc. and New England Power Pool; Docket No. ER17-000; Revisions to Implement Full Integration of Demand Response ISO NEW ENGLAND, 2017. 12.
13. PJM Interconnection. PJM Manual 11: Energy & Ancillary Services Market Operations, Revision: 108. United States of America: PJM Interconnection, 2019. 13.
14. PJM Manual 19: Load Forecasting and Analysis Revision: 34. United States of America: PJM Interconnection, 2019. 14.
15. KEMA-PJM Interconnection. Empirical Analysis of Demand Response Baseline Methods. Clark Lake, Michigan: KEMA, 2011. 15.
16. New York Independent System Operator. OATT. United States of America: NYISO, 2018. 16.
17. Gestionnaire du Réseau de Transport d'Electricité-RTE. Règles pour la valorisation des effacements de consommation sur les marchés de l'énergie NEBEF 3.1. France: RTE, 2018. 17.
18. Demand Response Mechanism and Ancillary Services Unbundling-detailed design. AEMO, 2013. 18.
19. Baselineing the Arena-AEMO Demand Response RERT Trial. Arena, 2019. 19.
20. Comparing methods for customer baseline load estimation for residential demand response in South (21) Korea and France: predictive power and policy implications. CEEM, 2019. 20.
21. Implementation of a Demand-Side Management Solution for South Korea's Demand Response Program. Ko, Wonsuk, et al, 2020. 21.
22. Ente Nacional Regulador de la Electricidad-ENRE. Programa de Uso Racional de la Energía Eléctrica-PUREE. Argentina: s.n., 2004. 22.
23. Comissao de Análise do Sistema Hidrotérmico do Energia Eléctrica. Relatorio da Comissao de Análise do Sistema Hidrotérmico do Energia Eléctrica. Brasil : República Federativa do Brasil, 2001. 23.
24. Renewable Energy Consumer Code-RECC. A RECC consumer guide to Demand-side Response. United Kingdom: Renewable Energy Assurance Limited, 2018. 24.
25. EIA Annual Electric Power Industry Report, Form EIA-861, October 6, 2020. 25.
26. Ellman, D., Xiao, Y. Customer Incentives for Gaming Demand Response Baselines. Nice, France. IEEE 58th Conference on Decision and Control (CDC), 2019. 26.

Antonopoulos, I., Robu, V., Couraud, B., Kirli, D., Norbu, S., Kiprakis, A., Flynn, D., Gonzalez, S., Wattam, S. Artificial intelligence and machine learning approaches to energy demand-side response: A systematic review. Elsevier, 2020.

British University of Egypt: Artificial Intelligence Definition, Ethics and Standards , 2019.

Veras, J., Silva, I., Pinheiro, P., Rabêlo, R., Veloso, A., Borges, F., Rodrigues, J., A Multi-Objective Demand Response Optimization Model for Scheduling Loads in a Home Energy, 2018.

Park, S., Ryu, S., Choi, Y., Kim, J., Kim H. Data-Driven Baseline Estimation of Residential Buildings for Demand Response, 2015.

Jazaeri, J., Alpcan, T., Gordon, R., Brandao, M., Goban T., Seeling, C. Baseline Methodologies for Small Scale Residential Demand Response. 2016 IEEE Innovative Smart Grid Technologies - Asia (ISGT-Asia). Melbourne, Australia, 2016.

Arunaun, A., Pora, W. Baseline Calculation of Industrial Factories for Demand Response Application, Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Chulalongkorn University. Bangkok, Thailand, 2018.

Escrivá, G., Álvarez, C., Roldán, C., Alcázar, M. New artificial neural network prediction method for electrical consumption forecasting based on building end-uses. Institute for Energy Engineering, Universitat Politècnica de València. Spain, 2011.

Chen, Y., Xu, P., Chu, Y., Li, W., Wu, Y., Ni, L., Bao, Y., Wang, Y. Short-term electrical load forecasting using the Support Vector Regression (SVR) model to calculate the demand response baseline for office buildings. School of Mechanical and Energy Engineering, Tongji University, Shanghai, China and Hangzhou Tianli Technology Co., Ltd., Zhejiang, China. 2017.

Carstens, H., Xia, X., Yadavalli, S. Bayesian Energy Measurement and Verification Analysis. Centre for New Energy Systems - Department of Industrial and Systems Engineering, University of Pretoria. Pretoria, South Africa, 2018.