

Revisión de mecanismos de gestión del lado de la demanda para la gestión de energía en el hogar

Review of demand-side management mechanisms for home energy management

Miguel A. Dávila R.¹ César L. Trujillo R.^{1*} Adolfo A. Jaramillo M.¹

Recibido 03 de septiembre de 2020, aceptado 05 de abril de 2022

Received: September 03, 2020 Accepted: April 05, 2022

RESUMEN

En este artículo se presenta una revisión del mecanismo de gestión del lado de la demanda propuesto por algunos operadores de red para la gestión de la carga residencial. Además, en este documento se muestran algunas aplicaciones de dispositivos inteligentes y estrategias de gestión de energía en el hogar, desarrollados y mostrados por algunos autores en la literatura disponible, que podrían ser estrategias adecuadas para mejorar la respuesta a la demanda dentro del contexto de los Hogares Inteligentes. Además, se muestra cómo la gestión de la energía en el hogar basada en diferentes estrategias de gestión del lado de la demanda, podrían reducir la demanda de carga máxima y ahorrar costos de energía para los usuarios finales. Finalmente se presentan las conclusiones.

Palabras clave: Gestión del lado de la demanda, hogares inteligentes, previsión de la demanda, red inteligente.

ABSTRACT

This paper presents a review of the Demand-Side Management mechanism proposed for some utilities for residential load management. Also, this paper shows some Smart Appliances applications and Home Energy Management strategies developed and shown by some authors in the available literature that could be adequate strategies for improving Demand Respond inside the Smart Home context. Also, it is shown how Home Energy Management based on different Demand-Side Management strategies, could reduce peak load demand and save costs of power for end-users. Finally, the conclusions are presented.

Keywords: Demand-side management, demand forecasting, smart grid, smart homes.

INTRODUCCIÓN

Las redes de distribución de energía eléctrica clásicas, tienen una filosofía de operación rígida, ya que poseen una capacidad de generación dimensionada para suplir la demanda energética máxima actual, asegurando un nivel de confiabilidad aceptable, pero la realidad es que la demanda es variable en el tiempo [1]. Esta

situación compromete la eficiencia operacional de la red de distribución, la cual es máxima cuando hay un balance entre la energía generada y la demandada. El incremento en la demanda y en los suministros de energía eléctrica presenta grandes retos a la hora de igualar la demanda con el suministro de energía disponible en la red eléctrica. Las técnicas que utilizan el concepto de respuesta a la demanda han

¹ Universidad Distrital Francisco José de Caldas. Facultad de Ingeniería. Bogotá, Colombia. E-mail: miadavilar@correo.udistrital.edu.co; cltrujillo@udistrital.edu.co; ajaramillom@udistrital.edu.co

* Autor de correspondencia: cltrujillo@udistrital.edu.co

demostrado ser una herramienta viable para superar este reto introduciendo oportunidades del lado de la demanda [2]. En el escenario residencial, varios dispositivos eléctricos proporcionan flexibilidades operacionales que pueden utilizarse para igualar la demanda con el suministro energético disponible a través de la respuesta a la demanda.

Sin embargo, en áreas con un gran número de clientes residenciales, donde la respuesta a la demanda puede ser drástica, el reto principal es gestionar efectivamente estos recursos a un bajo costo computacional y con baja complejidad en la infraestructura de comunicaciones, de tal manera que las flexibilidades operacionales ofrecidas por cierto tipo de cargas puedan explotarse. Esta situación abre nuevas oportunidades para el desarrollo de dispositivos eléctricos inteligentes que implementen estrategias eficaces con el propósito de mejorar la eficiencia operacional de la red de distribución eléctrica. Desde el punto de vista del proveedor de energía eléctrica es deseable que la totalidad de la energía generada sea demandada y que la demanda nunca llegue a ser mayor que la energía generada; desde el punto de vista del cliente es deseable que se pueda minimizar el costo de la energía eléctrica demandada.

Por otra parte, los sistemas cargadores de baterías para Vehículos Eléctricos (EVs) afectan al sistema de distribución eléctrica, y contribuyen a la degradación de la calidad de potencia [3]. En un reporte publicado por la comisión de energía de California se presenta un estudio sobre el impacto de los sistemas residenciales para carga de baterías de EVs. Por ejemplo, para el EV1 de General Motors la Distorsión Armónica Total (THD) en corriente tiene una variación de 3% (al inicio de la carga) hasta 28,11% (al final de la carga), para este EV, y para estos dos periodos de carga, el factor de potencia tiene una variación entre 1 y 0,96 [3]. En este sentido, es claro que el uso simultáneo de un gran número de cargadores para EVs en la red de distribución eléctrica puede afectar drásticamente la calidad de la potencia demandada.

Los vehículos alternativos como los híbridos y eléctricos son cada vez más populares y los ciclos de carga de las baterías de estos vehículos tienen un impacto considerable en la red de distribución, porque estos vehículos consumen una gran cantidad

de energía eléctrica y esta demanda conduce a enormes e indeseables picos en la demanda de energía eléctrica. La operación de vehículos eléctricos en un sistema de distribución eléctrica será un reto para la gestión del lado de la demanda [4]. Un escenario posible es que un elevado número de propietarios de vehículos eléctricos, al llegar a casa del trabajo, conecten simultáneamente sus vehículos eléctricos a sus sistemas cargadores de baterías durante un intervalo de tiempo de demanda alta de energía eléctrica en el perfil de carga residencial. Este perfil de carga descoordinado y aleatorio podría sobrecargar significativamente el sistema de distribución de energía eléctrica, causando severas fluctuaciones de tensión, insuficiencia en la oferta de energía eléctrica, baja eficiencia económica y energética, así como un incremento en los cortes de energía debido a sobrecargas en la red de distribución [5].

La gestión de la demanda involucra un mecanismo de tarificación que incentiva a los consumidores a modificar sus hábitos de consumo con el fin de mejorar la confiabilidad y la eficiencia operacional del sistema de energía eléctrica. Implementar un mecanismo de gestión de la demanda (DSM) tiene varios beneficios para consumidores y proveedores, reducción en las facturas de energía eléctrica, reducir la necesidad de agregar nuevas plantas de energía, así como mejoras a la red de transmisión y distribución. También se obtienen mejoras a nivel de flexibilidad y eficiencia operacional, se promueve el uso de fuentes alternativas de energía y la independencia del sistema de energía eléctrica.

En este artículo se presenta una revisión del estado del arte de los mecanismos (DSM), en particular aquellos enfocados a cargas de tipo residencial, se presentan algunos ejemplos disponibles en la literatura, que pueden ser clasificados en dos tipos: uno basado en tarificación y otro basado en incentivos para los consumidores [6]. De igual forma se exploran algunas estrategias orientadas a como las tarifas son generadas y difundidas como una respuesta a la demanda, teniendo como objetivo controlar de forma indirecta la demanda de energía eléctrica, al igual que se analizan mecanismos de predicción de la tarifa en respuesta a la tarificación buscando ante todo minimizar el costo de la energía consumida. Finalmente, se presentan las conclusiones.

ENFOQUES DE GESTIÓN DE LA DEMANDA BASADOS EN INCENTIVOS

Entre los mecanismos de gestión de la demanda basados en incentivos se encuentran los siguientes:

Control de carga directo (DLC)

Es un programa de gestión de la demanda, donde el proveedor controla remotamente los dispositivos de los consumidores, quienes permiten que se manipulen sus electrodomésticos motivados por un programa de incentivos acordado con el proveedor, de esta manera el proveedor puede reducir la demanda en los periodos pico. Algunas publicaciones al respecto son [7-11].

En [7] se propone una estrategia para programar óptimamente las cargas residenciales durante el día siguiente. Se estima la demanda de algunos electrodomésticos (maquina lava platos, maquina lavadora, vehículos eléctricos) y se establece una clasificación para los perfiles de carga estimados, se propone un algoritmo para preprogramar el consumo energético del día siguiente, y se muestran resultados de simulación.

En [8] se propone limitar los picos de carga demandada coordinando en tiempo real la activación y desactivación de un conjunto de cargas. De igual manera, se enfocan en el modelamiento y gestión de electrodomésticos. Se logra reducir el consumo pico de un apartamento hasta en 8% en promedio y en la peor secuencia de activación (todos los electrodomésticos activos a la vez) hasta 41%. En un entorno de simulación, cuando se aplica el algoritmo a un conjunto de apartamentos modelados se logra reducciones de la carga pico del 46%.

En [9] se consideran dos tipos de carga ajustables para el proveedor, y un dispositivo de almacenamiento. El primer tipo de carga debe consumir una cantidad especificada de energía, pero el consumo puede ser ajustado en diferentes intervalos de tiempo. El segundo tipo de carga no tiene restricciones de consumo total, pero se considera un nivel bajo el cual puede causar insatisfacción al usuario. Entonces se propone minimizar la insatisfacción del usuario y el costo del proveedor. La información se intercambia entre el usuario y el proveedor a través de una infraestructura de medición avanzada (AMI).

En [10] se plantea un modelo en el cual los clientes escogen participar en este programa estratégicamente a través del menú de la entidad de servicio de carga, en respuesta a incentivos propuestos dinámicamente por medio de la tarifa de la energía eléctrica. Se consideran diferentes niveles de flexibilidad en la demanda para los electrodomésticos y estas flexibilidades tienen un valor variable en el tiempo debido a cambios en la tarifa de la energía eléctrica. Se muestran los efectos económicos de la implementación de este programa sobre una población con vehículos eléctricos, utilizando datos reales de características de carga.

En [11] se propone un enfoque similar de control de carga directa como un juego cooperativo, en el cual se busca minimizar el costo total en el que incurre la unión de varios usuarios y el proveedor de energía eléctrica aprovechando las variaciones en la tarifa de la energía eléctrica.

Reducción de carga

Existe un acuerdo entre consumidores y proveedores, donde el cliente se compromete a suplir su demanda de energía eléctrica durante un periodo de tiempo, cuando hay demanda pico para el proveedor, por sus propios medios de generación (CHP, baterías, fotovoltaicos, etc.); a cambio el cliente obtiene descuentos en su factura o algún tipo de beneficio.

En [12] se muestra cómo se podría reducir el costo de la energía eléctrica consumida por una carga residencial, cuando se implementa un concepto de control de carga basado en tarificación combinado con la implementación de un sistema micro-CHP. Un sistema micro-CHP es una tecnología energética que provee simultáneamente calor y electricidad a un hogar. Primero se analiza la implicación económica que tiene la implementación de un sistema micro-CHP con un sistema de control estándar del calor conducido, en el cual la potencia de salida del sistema micro-CHP sigue a la demanda de calor; con este método las reducciones en el costo de la energía son de hasta del 40% comparado con aquellas casas que utilizan calderas de gas. Posteriormente, se propone una estrategia de control predictivo en un entorno de respuesta a la demanda para controlar eficientemente el sistema micro-CHP. Los resultados de simulación muestran el valor agregado de la estrategia de control implementada sobre los

enfoques estándar en términos de reducción de los costos de la energía eléctrica consumida. En el caso de implementación de un sistema micro-CHP en un escenario de respuesta a la demanda y con la estrategia de control propuesta, se logra reducir entre 1% a 14% respecto al caso de implementación de un sistema micro-CHP con una estrategia de control de temperatura estándar.

Respuesta a la demanda de emergencia

El cliente es incentivado a limitar su consumo durante periodos de emergencia declarados por el proveedor (periodos de reserva, o cortos periodos de fallos) [6].

Capacidad del mercado

El cliente acuerda reducir su carga a un nivel preestablecido en momentos de contingencia. Los clientes reciben beneficios al contraer esta obligación y son penalizados si no cumplen [6].

Demand bidding y buy back

Se permite a los consumidores vender electricidad para cargas reducidas en el mercado eléctrico. Usualmente se aplica a grandes consumidores con sistemas de generación distribuida [6].

Mercado de servicios auxiliares

En este programa, los consumidores son incentivados por el precio del mercado al detener la demanda de ciertas cargas. Cuando se requiere reducir la demanda se les informa a los consumidores sobre el precio del mercado y se les pregunta si aceptan la desconexión de la carga.

En [13] se muestran los resultados de un experimento piloto implementado por Pacific Gas and Electric (PG&E) en el 2009, diseñado para utilizar control de carga directa sobre el sistema de aire acondicionado para proveer servicios auxiliares. Este proyecto incluye cerca de 2000 residencias distribuidas en cuatro grupos, con dispositivos de control que desconectan inmediatamente los compresores del aire acondicionado 71 veces durante un periodo de dos meses y medio. En la Tabla 1 se muestran los resultados obtenidos, en esta se relaciona la reducción en la demanda para varios números de eventos, fijando valores de temperatura que debería mantener el sistema de aire acondicionado. La motivación de este experimento es determinar los beneficios asociados a utilizar control de carga directa sobre el sistema de aire acondicionado para proveer servicios auxiliares con el fin de mantener

Tabla 1. Comparación de los grupos de control y los participantes del experimento.

Temp. (F°)	# de eventos	Impacto Estimado (KW)	% Reducción	# de eventos	Impacto Estimado (KW)	% Reducción
75 o menos	11	-0,27	-87,1%	3	-0,05	-83,3%
75 a 80	10	-0,26	-64,4%	2	-0,09	-69,2%
80 a 85	12	-0,45	-80,4%	3	-0,28	-59,6%
85 a 90	11	-0,75	-81,5%	6	-0,28	-52,8 %
90 a 95	12	-0,93	-80,9%	21	-0,64	-61,5%
95 a 100	10	-1,21	-73,3%	26	-0,82	-55,0%
100 o más	2	-1,27	-84,1%	7	-1,13	-62,1%
Total	68	-0,64	-79,0%	68	-0,66	-58,4%
Tem. (F°)	# de eventos	Impacto Estimado (KW)	% Reducción	# de eventos	Impacto Estimado (KW)	% Reducción
75 o menos	11	-0,21	-80,8%	3	-0,01	-100,0%
75 a 80	10	-0,21	-67,7%	2	-0,03	-60,0%
80 a 85	12	-0,39	-81,3%	3	-0,18	-58,1%
85 a 90	11	-0,70	-82,4%	6	-0,10	-32,3%
90 a 95	12	-0,98	-83,8%	21	-0,54	-58,1%
95 a 100	10	-1,31	-80,9%	26	-0,85	-54,5%
100 o más	2	-1,44	-82,8%	7	-1,18	-57,8%
Total	68	-0,62	-80,5%	68	-0,62	-55,9%

Fuente: Tomado de [10].

el balance entre la demanda y la oferta de energía eléctrica.

ENFOQUES DE LA GESTIÓN DE LA DEMANDA BASADOS EN TARIFICACIÓN

Entre los mecanismos de gestión de la demanda basados en incentivos se encuentran los siguientes:

Tiempo de uso (TOU)

La tarifa depende del tiempo en el cual se consume la electricidad. El día se divide en tres intervalos de tiempo: de pico alto con la tarifa mayor, de pico bajo con la tarifa menor, y de pico parcial o medio con tarifa media. Las tarifas y la duración de cada intervalo pueden cambiar dependiendo de las estaciones, días de la semana y fines de semana. En este enfoque se pretende incentivar al consumidor a disminuir su consumo durante periodos de demanda pico.

En [14] se propone una solución para predecir y reestructurar la demanda de energía eléctrica en una localidad en un tiempo dado. El sistema presentado extiende la respuesta a la demanda a

cargas residenciales programando y controlando dinámicamente los electrodomésticos en cada unidad residencial. Se desarrolla un sistema de soporte de decisión para predecir la electricidad demandada en el hogar, de esta manera se permite al usuario ahorrar energía, a través de la programación óptima del consumo energético de los electrodomésticos en tiempo real dadas las restricciones del usuario y la tarificación TOU dada por la compañía proveedora de energía. Se desarrolla un predictor basado en una red neuronal y un sistema difuso para predecir la potencial programación de los electrodomésticos en tiempo real, basándose en el estilo de vida del usuario y otros factores ambientales y sociales. Como se muestra en la Figura 1 solamente se modifica la conducta de consumo para los electrodomésticos que ofrecen flexibilidades operacionales. El uso de la maquina lava platos, la maquina lavadora y la maquina secadora en realidad no afectan la rutina del usuario, sin embargo, el uso de microondas, televisores, aire acondicionado y cafeteras si afecta la rutina del usuario, por lo tanto, no se programa su consumo energético. En la Figura 1 se muestra la distribución del consumo energético de los electrodomésticos antes y después de la implementación de la programación de consumo. En la Tabla 2 se muestran los costos de la energía consumida por la maquina lava platos, la maquina lavadora y la maquina secadora antes y después de la implementación del consumo programado.

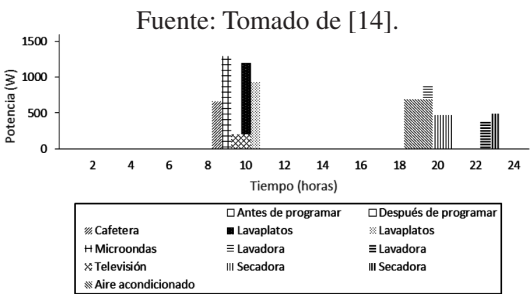


Figura 1. Resultado de la operación de los electrodomésticos cuando se utiliza el algoritmo de programación de consumo.

Otras investigaciones se enfocan en la gestión del consumo energético residencial (HEM) controlando de forma individual los electrodomésticos de una sola vivienda. Por ejemplo, en [15] se estudia un problema de programación de la carga eléctrica en una residencia. Se clasifican varios electrodomésticos en cinco conjuntos considerando el consumo energético y sus características de operación y se desarrolla un modelo matemático para cada uno.

Tabla 2. Costos de la operación de los electrodomésticos sin y con la programación de consumo.

Electrodoméstico	Costo (\$) antes de la programación	Costo (\$) después de la programación	Precio Salvado (%)
Lavaplatos	0,08	0,075	6,25
Lavadora	0,044	0,02	54,5454545
Secadora	0,063	0,045	28,5714286

Fuente: Datos tomados de [14].

Con estos modelos, se propone un algoritmo de gestión de la carga eléctrica que controla el tiempo de operación y el nivel de consumo energético de cada electrodoméstico adaptándose a la tarifa de tiempo de uso con el fin de maximizar la utilidad global neta del proveedor mientras se satisface un presupuesto límite para el consumo energético de la residencia. Para resolver el problema de optimización se provee un algoritmo de descomposición de dobladores generalizado (GDB) que obtiene, de una manera unificada, la programación óptima de la carga eléctrica de varios electrodomésticos de acuerdo con los diferentes perfiles de consumo de energía eléctrica y características de operación.

En la Figura 2 se muestran los resultados numéricos para el consumo energético programado para los electrodomésticos clasificados como elásticos sin memoria, con memoria y con memoria parcial, en la

Figura 3 se muestran los resultados numéricos para el consumo energético consumido por los conjuntos de electrodomésticos clasificados como inelásticos de operación interrumpible y no interrumpible; estos resultados se comparan con un perfil de tarificación en un entorno de tarificación de tiempo de uso.

Tarificación en tiempo real (RTP)

El precio de la electricidad cambia en intervalos de una hora o menores de acuerdo con el precio de venta de la electricidad determinado usualmente por la interacción oferta-demanda en el mercado de la energía eléctrica. En algunos enfoques, el consumidor es informado sobre las tarifas del día siguiente, en otros enfoques el consumidor es informado sobre las tarifas un intervalo de tarificación antes.

En [16] se propone un framework para la gestión inteligente del consumo energético que puede

Fuente: Tomado de [15].

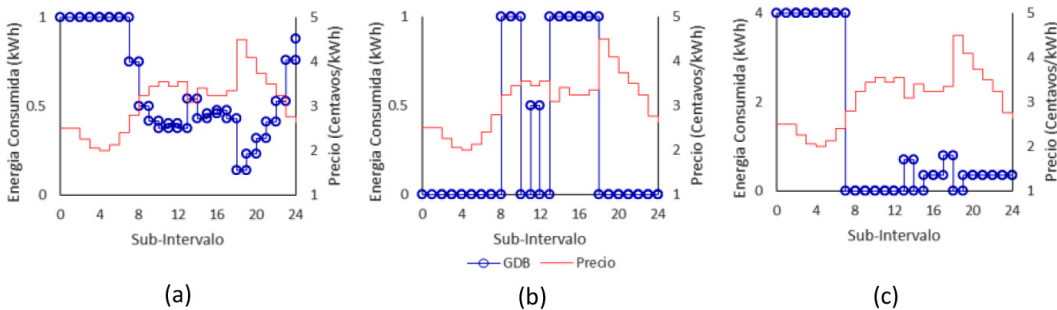


Figura 2. Consumo energético de los conjuntos: electrodomésticos elásticos (a) sin memoria, (b) con memoria, y (c) con memoria parcial.

Fuente: Tomado de [15].

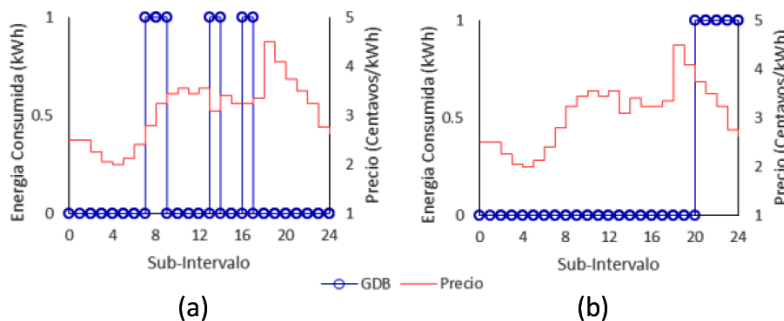


Figura 3. Consumo energético de los conjuntos de electrodomésticos inelásticos con (a) operación interrumpible, (b) operación no interrumpible.

ser utilizado para implementar esquemas de programación de electrodomésticos y sistemas de almacenamiento de energía. Adoptando la programación del consumo energético de los electrodomésticos, los consumidores pueden disminuir los costos programando adecuadamente su consumo energético durante las horas pico de baja demanda. Utilizando sistemas inteligentes de almacenamiento se puede lograr un ahorro mucho mayor y se puede disminuir totalmente la demanda energética durante las horas pico de demanda alta. Estos dispositivos de almacenamiento le permiten al consumidor almacenar energía durante las horas de consumo bajo, donde la tarifa es baja, para utilizarla en las horas pico de alta demanda cuando la tarifa es elevada. Sin embargo, con una alta penetración de usuarios que utilicen sistemas inteligentes de almacenamiento, se debe coordinar el almacenamiento de energía durante las horas de baja demanda de lo contrario se compromete la estabilidad de la red. En este estudio se propone un framework de carga autónoma inteligente para coordinar la carga de varios usuarios durante las horas de tarifa baja, asegurando la estabilidad del sistema de energía eléctrica y el ahorro del cliente. Mediante simulación se obtienen los siguientes resultados: en la Figura 4 se muestra el perfil de carga modificado con el framework autónomo para dos casas, en la Figura 5 se muestra el costo de la energía eléctrica consumida por la casa 1 con y sin el sistema de almacenamiento, en la Figura 6 se muestra el costo de la energía eléctrica consumida por la casa 2 con y sin el sistema de almacenamiento.

En la Tabla 3 se muestran los resultados obtenidos en simulación, con este método se obtiene una

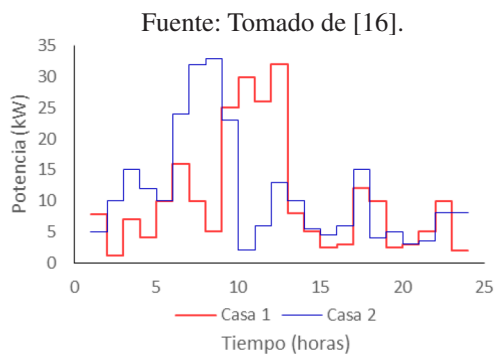


Figura 4. Perfil de carga modificado con políticas de AF.

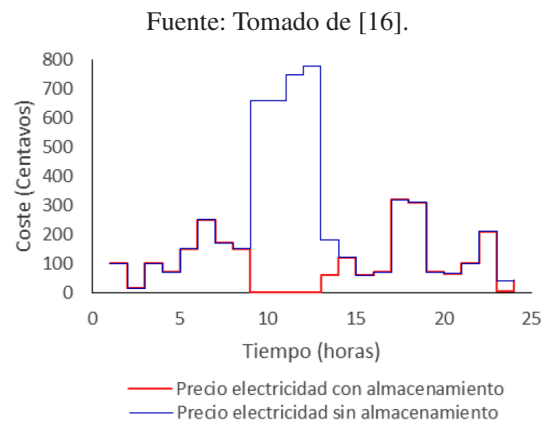


Figura 5. Costos incurridos por la casa 1.

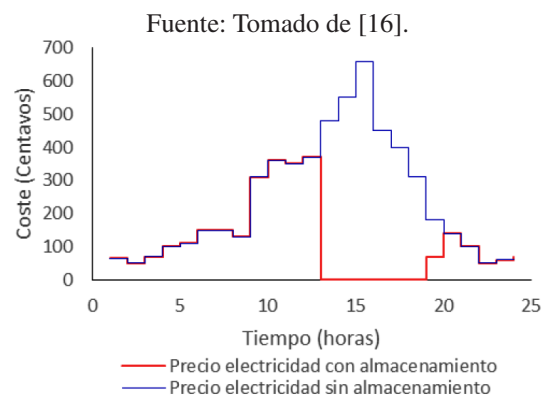


Figura 6. Costos incurridos por la casa 2.

reducción en la carga pico hasta del 24,51% y en el costo de la energía consumida de hasta 22,6%.

En [17] se presenta un modelo que considera el escenario típico de un usuario residencial incorporando plantas de generación solar y eólica. Se muestra como la incorporación de estas fuentes de energía renovable pueden reducir los picos en la demanda y el costo de la energía consumida por el usuario final.

En [18] se presenta un diseño de hardware de un sistema para gestión de energía en una casa inteligente (SHEMS) con aplicaciones de comunicación, tecnología de censado, y un algoritmo de aprendizaje de máquina. Con el diseño propuesto, el consumidor puede lograr una estrategia de control para cargas residenciales basada en la respuesta a la tarifa de la energía eléctrica en tiempo real; cargas como: calentadores eléctricos de agua, calefacción,

Tabla 3. Resumen de los resultados de simulación.

Grupo No	Costos ahorrados (%)	Reducción de pico de carga (%)	Porcentaje de costos guardados (con 5% de incertidumbre)	Porcentaje de reducción en pico de carga (con 5% de incertidumbre)
1 (12.00 a 7 am)	22,14	24,51	20,59	21,32
2 (8am a 3pm)	18,36	19,90	16,17	17,31
3 (4pm a 12.00)	20,68	22,60	18,41	19,70

Fuente: Tomado de [16].

ventilación y aire acondicionado, vehículos eléctricos, maquina lava platos, maquina lavadora, y maquina secadora. En la Figura 7 se muestran los resultados de simulación obtenidos al escalar los resultados prácticos obtenidos con un prototipo SHEMS, se compara la curva de carga con SHEMS. Se evidencia una reducción significativa del 10% de la carga en las horas pico, así como un incremento de la carga en las horas valle respecto a la curva de carga sin SHEMS.

En un ambiente residencial algunas cargas tienen mayor consumo energético, algunas investigaciones se enfocan en el control del consumo de este tipo de cargas bajo esquemas RTP con el fin de reducir el costo de la energía consumida por el usuario final. Esta resulta ser una estrategia eficaz debido a que gran parte de la energía consumida se debe a un número reducido de electrodomésticos.

En [19] se enfocan en el desarrollo de una estrategia de control para ventilación y aire acondicionado (HVAC), como respuesta a un esquema RTP para reducción de picos de carga. Un controlador de respuesta dinámica a la demanda (termostato DDRC) fija el valor de la temperatura para controlar las

cargas HVAC dependiendo de la tarifa eléctrica publicada cada 15 minutos. Este DDRC tiene una función de programación detallada que compara la tarifa RTP con una tarifa de activación fijada por el usuario según sus preferencias. Se desarrolla un modelo para una casa unifamiliar considerando la geometría de la edificación y el ambiente geográfico para efectos de simulación. Este DDRC aplicado en sistemas HVAC residenciales podría reducir considerablemente los picos en la demanda y el costo de la energía eléctrica consumida con un bajo impacto en la comodidad térmica. En la Figura 8 se muestran resultados de simulación, se compara el consumo de electricidad anual de sistemas HVAC en los casos sin termostato DDRC y con termostato DDRC; se evidencia una reducción de 9,129% en el consumo de electricidad de los HVAC en el caso con termostato DDRC. En general la reducción del consumo energético es de 14,14%.

La respuesta descoordinada de los usuarios puede producir picos de demanda no deseados durante los periodos de tarifa baja. En [20, 21] se presenta un modelo DSM para coordinar la DR de los consumidores residenciales. El problema se aborda

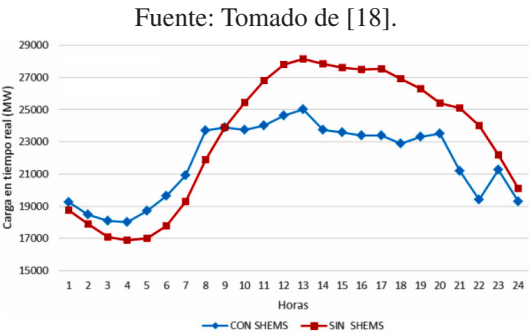


Figura 7. Comparación de las curvas de carga con y sin SHEMS.

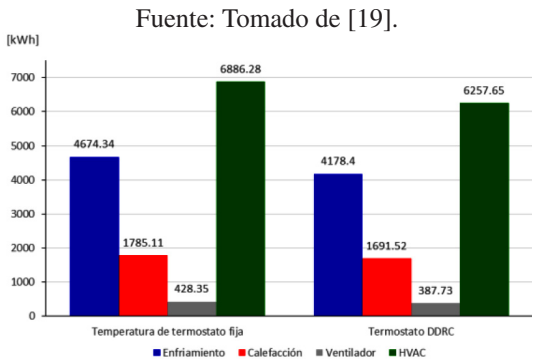


Figura 8. Comparación del consumo anual de electricidad por sistemas HVAC

como problemas equivalentes a nivel particular, y es resuelto con un algoritmo distribuido iterativo. A este algoritmo se asocian agentes autónomos que son módulos de gestión de cargas residenciales (HLM) embebidos en los medidores inteligentes de los usuarios. En el algoritmo, primero los módulos HLM, en respuesta a las tarifas anunciadas por el proveedor, optimiza la operación diaria de los electrodomésticos y envía de vuelta los perfiles de carga programados. Después, el perfil de carga total es calculado y anunciado por parte del proveedor. Entonces los módulos HLM actualizan asincrónicamente su programación, y considerando el mínimo gasto de energía, se logra el perfil de carga total óptimamente distribuido. La interacción mutua entre el proveedor y los módulos HLM persiste hasta que no se pueda mejorar más el perfil de carga total.

Tarificación de pico crítico (CPP)

Hay un gran incremento en la tarifa para un periodo de tiempo particular, durante los días declarados de pico crítico por los proveedores, en caso de eventos críticos como alzas en el precio de venta de la electricidad o alguna emergencia en el sistema de energía eléctrica.

Día extremo (CPP)

Las tarifas son similares a CPP en los días críticos. El resto del tiempo la tarifa no cambia.

Tarificación del día extremo (EDP)

Las tarifas son similares a CPP, con una excepción para algunos días críticos, durante los cuales la tarifa permanece alta las 24 horas. Usualmente, estos días son notificados un día antes.

Precio de pico variable (VPP)

Es una variante de la tarificación de pico crítico, en este mecanismo los periodos pico están definidos, incluso cuando no ocurre un evento crítico. Las tarifas son altas solamente para un número específico de horas pico en un día, en eventos críticos específicos la tarifa pico puede ser mayor que la tarifa pico normal.

En [22] se propone un método para gestionar los electrodomésticos de una casa durante un evento de respuesta a la demanda. La principal característica particular de este trabajo es incluir restricciones de tiempo en la gestión de recursos, y la evaluación del contexto con el propósito de asegurar los niveles de comodidad requeridos. La metodología de gestión de los recursos dinámicos permite una mejor gestión de los recursos en un evento de respuesta a la demanda, principalmente en aquellos de larga duración, cambiando las prioridades de las cargas durante los eventos. Se presenta un caso de estudio con dos escenarios considerando una respuesta a la demanda de 30 minutos, y otra de 240 minutos (4 horas). En los resultados de simulación se muestra que se logra reducir la demanda durante ambos eventos, para la simulación se utiliza un total de 18 cargas, algunas de ellas virtuales; en la Figura 9b) se muestra el consumo para cada carga para el escenario de un evento de respuesta a la demanda de 30 minutos con una restricción de carga máxima de 1500 W y en la Figura 9a se muestra el consumo típico sin restricciones durante el mismo intervalo de tiempo.

En la Figura 10b) se muestra el consumo para cada carga para el escenario de un evento de respuesta a la demanda de 240 minutos con una restricción

Fuente: Tomado de [22].

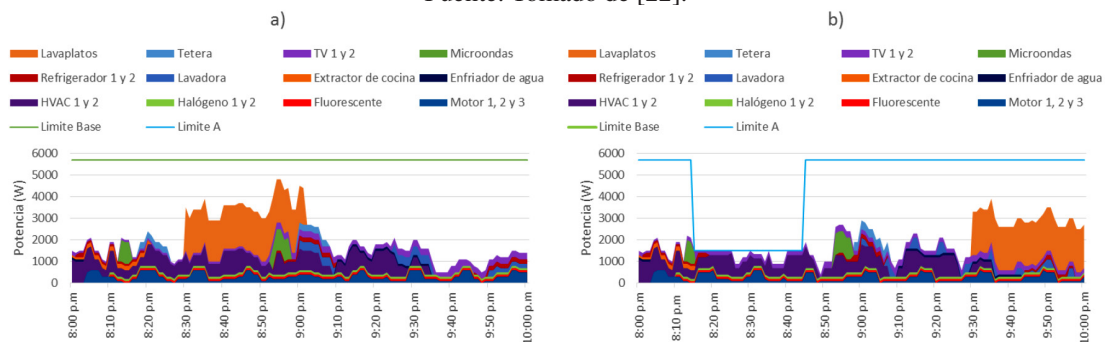


Figura 9. (a) Consumo de potencia para cada carga en el escenario base. (b) En el escenario A con un evento de 30 minutos de respuesta a la demanda.

Fuente: Tomado de [22].

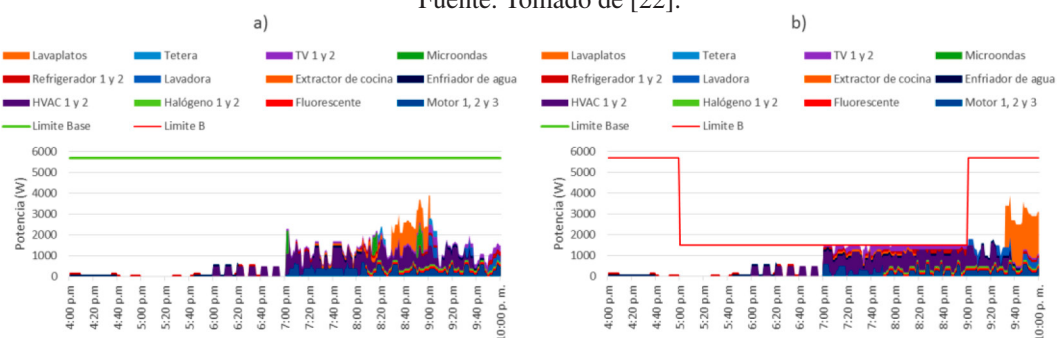


Figura 10. (a) Consumo de potencia para cada carga en el escenario base. y (b) En el escenario B con un evento de respuesta a la demanda de 240 minutos.

de carga máxima de 1500 W y en la Figura 10a se muestra el consumo típico sin restricciones durante el mismo intervalo de tiempo. Se evidencia que los resultados son mejores para eventos de respuesta a la demanda de larga duración ya que la gestión de la demanda está activa por mayor tiempo.

Descuentos en intervalos de tiempo pico en la demanda (PTR)

En los intervalos de tiempo en los cuales la demanda es elevada, el precio de la energía eléctrica tiene un descuento para consumos por debajo de una línea base, de esta manera se reduce solo el consumo durante los picos altos en la demanda, el resto del tiempo y para cargas por encima de la línea base la tarifa puede ser la misma.

Usualmente, durante estos eventos de respuesta a la demanda, la reducción en el consumo se presenta en las cargas críticas del usuario final; y en este caso la gestión de estas cargas puede hacerse directamente por el proveedor de la energía eléctrica (mecanismo DLC).

Sin embargo, el principal reto es determinar la línea base bajo la cual la tarifa se reduce y de esta manera estimar la reducción en la demanda: en [23] se sugiere utilizar las curvas del perfil de carga de un grupo de control basado en curvas de carga individuales, para realizar la planificación y cuantificar la posible reducción de la demanda. Una de las ventajas de este método es que el grupo seleccionado podría ajustarse en cualquier momento al número de usuarios que pertenezcan al programa de reducción de la demanda, así como al número de clientes que ingresen o dejen el programa.

Tarifa del día siguiente (DAP)

El proveedor anuncia las tendencias de las tarifas para el día siguiente; sin embargo, estas tarifas no implican una predicción de los intervalos de tiempo con demanda pico para el día siguiente y la magnitud de la demanda en estos intervalos, solamente la tendencia de estos. Por lo tanto, la tarifa anunciada puede estar considerablemente desviada de la obtenida en esquemas RTP.

En [24] se propone un esquema de programación oportunista basado en una regla de parada óptima (OSR) como un algoritmo de programación distribuida en tiempo real para el control automático de electrodomésticos inteligentes. Esta determina el mejor momento para la operación de los electrodomésticos balanceando la reducción en la factura de electricidad y la inconveniencia del retardo en la operación. El esquema propuesto desempeña una política de activación distribuida cuando no se consideran restricciones. Cuando se consideran restricciones de consumo total, el algoritmo propuesto puede ser implementado con una política distribuida o centralizada. Se muestran resultados de simulación para la reducción en la factura de energía eléctrica. En la Figura 11 se muestra una comparación del desempeño entre el esquema de programación basado en OSR y un esquema de programación basado en optimización lineal (LP) en diferentes escenarios de tarificación. El caso LP con RTP tiene el mejor desempeño porque LP siempre puede escoger el menor precio del día para activar los electrodomésticos. Sin embargo, el caso OSR con RTP tiene un desempeño comparable pero menor debido a que se consideran las incomodidades causadas por el retardo en la

Fuente: Tomado de [24].

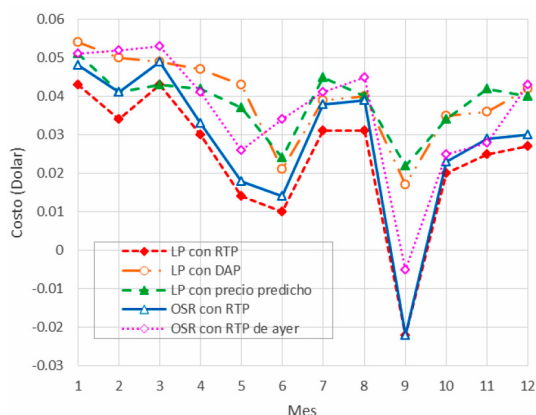


Figura 11. Costo basado en diferentes esquemas de programación.

operación de los electrodomésticos. Los casos LP con tarifa predicha, con DAP y OSR con RTP del día anterior reflejan escenarios prácticos. En estos escenarios se obtiene el peor desempeño debido a que la tarifa no corresponde a un esquema en el que se considere la tarifa en tiempo real en función de la demanda en tiempo real, este corresponde al caso RTP. En [24] se muestran los mismos resultados de simulación para la programación distribuida de la operación de varios electrodomésticos bajo los mismo escenarios.

En [25] se presenta un modelo de DR basado en tarificación para cargas residenciales de baja tensión. El modelo desarrollado considera la actividad del usuario, el uso de los electrodomésticos (iluminación, calentador de agua, electrodomésticos controlados termostáticamente), la dinámica de algunos electrodomésticos (modelos eléctricos), y en consecuencia la demanda eléctrica. Los modelos de carga residencial y de DR desarrollados fueron validados con datos del sector residencial irlandés. El modelo de DR basado en tarificación fue modelado mediante algoritmos de control para cargas controladas termostáticamente, programación óptima de electrodomésticos húmedos, y matrices de elasticidad de la tarifa para representar la inherente respuesta elástica del consumidor. Este modelo se utiliza en un caso de estudio particular para examinar el impacto posible de introducir DAP y TOU como esquemas de tarificación dinámica.

SEÑAL DE TARIFICACIÓN EN ESCENARIOS DE RESPUESTA A LA DEMANDA (DR) BASADOS EN TARIFICACIÓN

Las tarifas son generadas y difundidas como una respuesta a la demanda DR y tiene como objetivo controlar de forma indirecta la demanda de energía eléctrica; por otro lado, la gestión de la demanda por parte de los consumidores es un mecanismo de respuesta a la tarifa (PR) y busca minimizar el costo de la energía consumida. Idealmente, en este juego DR-PR se conseguiría el balance deseado entre la oferta disponible y el consumo en una red de energía eléctrica.

A través de las señales de tarificación, la parte responsable de asegurar el balance entre la oferta y la demanda de energía eléctrica, gestiona el consumo energético en cualquier escenario con DR basada en tarificación. Estos mecanismos permiten predecir y simular, con cierta incertidumbre, el consumo eléctrico bajo múltiples escenarios de tarificación (PR). La estimación del consumo eléctrico puede ser utilizada por la parte responsable del balance como una herramienta para evaluar y comparar los efectos de diferentes variaciones en las tarifas. Por ejemplo, en [26] se describe una metodología, posteriormente embebida en un generador óptimo de señales de tarificación, que permite estimar con antelación la respuesta potencial de los consumidores a variaciones de tarificación (PR). En contraste con algunos esquemas RTP, las tarifas son estimadas y difundidas una vez al día para el día siguiente, para que los usuarios programen óptimamente su consumo. La respuesta a la tarifa es modelada utilizando modelos estocásticos de respuesta infinita al impulso (FIR). Los parámetros son estimados con un método adaptativo utilizando un algoritmo de mínimos cuadrados y datos medibles al nivel de la red de distribución. Las señales óptimas de tarificación son generadas embebiendo el modelo FIR en una estructura de optimización de oportunidad-restringida. El objetivo es mantener la señal de tarificación invariable tanto como sea posible respecto a las tarifas de referencia del mercado, mientras se mantiene el consumo por debajo de un nivel predefinido aceptable.

En [27] se investiga el desempeño de dos modelos híbridos de predicción para predecir los precios

base del consumo eléctrico del día siguiente en el mercado de energía eléctrica en Gran Bretaña. Una aproximación híbrida convencional combina un modelo fundamental (incluye información fundamental), formulado con el modelamiento del suministro disponible, con un modelo econométrico auto-regresivo con entradas exógenas (ARX híbrido). Se extiende este modelo a uno basado en regresión logística de transición suave (LSTR híbrido), que representa un régimen de transición para periodos de cambio estructural. Se muestran los resultados empíricos para ambos enfoques híbridos y se compara con métodos de predicción de series temporales no híbridos. En general, los modelos fundamentales predicen las tarifas con mayor precisión al ser comparados con modelos SARMA (ARMA cíclico), SARMAX (ARMAX cíclico) y LSTR, debido a que se incluye información fundamental a través de variables exógenas en un escenario de tarificación DAP.

En [28] se proponen tres modelos (FIR, FIR no lineal y ARX) para la respuesta a la tarificación, y se muestra como pueden ser utilizados para controlar el consumo de energía eléctrica utilizando una señal de tarificación unidireccional. La estimación de las tarifas es basada en datos medidos al nivel de la red de distribución, eliminando la necesidad de instalar sensores y dispositivos de comunicación entre cada consumidor y la entidad generadora de las tarifas. Se estudia una aplicación basada en datos reales tomados de un experimento de tarificación utilizando una mezcla de datos reales y datos sintéticos de respuesta a la tarifa de un sistema de calefacción con un control, cuyo objetivo es seguir una referencia constante del consumo para reducir los picos en la demanda.

PREDICCIÓN DE LA TARIFA EN LA RESPUESTA A LA TARIFICACIÓN (PR)

Algunas propuestas de gestión de la demanda también consideran una predicción de la tarifa para programar óptimamente las cargas residenciales aprovechando sus flexibilidades operacionales. En [29] se propone una estrategia de control de carga residencial en un ambiente RTP, la cual requiere de capacidades de predicción de la tarifa. Para tal fin se aplica un filtro predictor de la tarifa promedio a los valores de la tarifa base, utilizados por la compañía de energía de Illinois desde enero de 2007 hasta

diciembre de 2009, para conseguir la elección óptima de los coeficientes para cada día de la semana. Los resultados de simulación muestran una reducción significativa en los pagos de los consumidores y en la relación pico-promedio de la demanda para varios tipos de carga.

En la literatura se han reportado varias técnicas para predecir las tarifas eléctricas en escenarios de RD basados en tarificación, algunas basadas en inteligencia artificial (AI) y otras tradicionales. Entre las técnicas tradicionales se encuentran enfoques: auto-regresivo integrado de promedios móviles ARIMA [30], wavelet-ARIMA [31] y modelos mixtos [32]. Aunque estas técnicas son bien conocidas por tener buen desempeño, no siempre pueden representar las características no lineales de señales de tarificación complejas. Por otro lado, requieren mucha información, y presentan un costo computacional muy alto [33].

Por otro lado, las técnicas basadas en inteligencia artificial han sido utilizadas por varios investigadores para predecir tarifas del mercado eléctrico. Estos métodos pueden tratar con la relación no lineal entre los factores de influencia el consumo de energía eléctrica y las señales de tarificación, de esta manera se logra mayor precisión en la predicción de las tarifas. Algunas de estas técnicas son: redes neuronales (NN) [34], [35], redes neuronales con función de base radial RBF-NN [36], redes neuronales difusas (FNN) [37], [38], vecinos más cercanos ponderados (WNN) [39], redes neuronales wavelet adaptativas (AWNN) [40], sistemas inteligentes híbridos (HIS), algoritmos neuro-evolutivos en cascada (CNEA) [41], entre otros.

CONCLUSIONES

La motivación principal detrás de cada mecanismo DSM es reducir la demanda en los intervalos de alta demanda e incrementar la demandada en los periodos de bajo demanda, buscando un balance entre la energía generada disponible y la energía demanda, conservando un pequeño margen que garantice confiabilidad y de esta manera mejorar la eficiencia operacional del sistema eléctrico. Aquellos mecanismos de respuesta en tiempo real desempeñan mejor esta tarea; entre los mecanismos basados en incentivos, la estrategia DLC tiene mejor desempeño, pero implica el despliegue de una infraestructura de

comunicaciones compleja y costosa (caso de una AMI en una Smart Grid) que garantice una DR adecuada con la operación en tiempo real; en el desarrollo de esta infraestructura se encuentran los principales retos y problemas de investigación.

Entre los mecanismos basados en la tarifa de la energía eléctrica, la estrategia RTP tiene el mejor desempeño, en este caso la infraestructura es simple y es desplegada por el usuario con la implementación de estrategias HEM (sobre los electrodomésticos inteligentes también se implementan estrategias para gestión de consumo), con estas estrategias se busca minimizar el costo de la energía consumida aprovechando la dinámica del mercado. Para garantizar una DR adecuada, la tarifa debe ser calculada en tiempo real en función de la demanda en tiempo real, y la gestión de la demanda por parte del usuario también debe hacerse en tiempo real en función de dicha tarifa.

Las estrategias HEM deben considerar que: algunos electrodomésticos presentan una mayor

flexibilidad operacional y no afectan las rutinas de los usuarios, algunos electrodomésticos consumen mayor energía y en estos puede estar enfocada la estrategia de gestión obteniendo resultados satisfactorios, otros electrodomésticos afectan directamente la rutina del usuario y en este caso se debe considerar las incomodidades causadas al usuario con su programación de la activación de los electrodomésticos. Los retos más importantes en este tipo de mecanismos DSM tienen que ver con garantizar DR en tiempo real, selección y programación adecuada de los electrodomésticos, comodidad de los usuarios.

Al implementar un mecanismo DSM se puede presentar un incremento excesivo e indeseable en la demanda durante los intervalos de baja demanda, por esta razón se han propuesto varias estrategias de control coordinadas o cooperativas. Este es un problema persistente en sistemas con amplia DR y usualmente requiere de mayor interacción entre la infraestructura de los usuarios y la infraestructura del proveedor de energía eléctrica.

REFERENCIAS

- [1] M.H. Albadi and E.F. El-Saadany. "Demand Response in Electricity Markets: An Overview". IEEE Power Engineering Society General Meeting, pp. 1-5. 2007. Tampa, USA. DOI: 10.1109/PES.2007.385728.
- [2] U.S. Department of Energy. "The Smart Grid: an introduction". USA. 2009.
- [3] V. Monteiro, H. Gonçalves and J.L. Afonso. "Impact of Electric Vehicles on power quality in a Smart Grid context". 11th International Conference on Electrical Power Quality and Utilisation, pp. 1-6. 2011. Lisbon, Portugal. DOI: 10.1109/EPQU.2011.6128861.
- [4] A.S. Masoum, S. Deilami, P.S. Moses, M.A.S. Masoum and A. Abu-Siada. "Smart load management of plug-in electric vehicles in distribution and residential networks with charging stations for peak shaving and loss minimisation considering voltage regulation". IET Generation, Transmission & Distribution. Vol. 5 Issue 8, pp. 877-888. 2011. DOI: 10.1049/iet-gtd.2010.0574.
- [5] S. Deilami, A.S. Masoum, P.S. Moses and M.A.S. Masoum. "Real-Time Coordination of Plug-In Electric Vehicle Charging in Smart Grids to Minimize Power Losses and Improve Voltage Profile". IEEE Transactions on Smart Grid. Vol. 2 Issue 3, pp. 456-467. 2011. DOI: 10.1109/TSG.2011.2159816.
- [6] J. Thakur and B. Chakraborty. "Demand side management in developing nations: A mitigating tool for energy imbalance and peak load management". Energy. Vol. 114, pp. 895-912. 2016. DOI: 10.1016/j.energy.2016.08.030.
- [7] M.T. Bina and D. Ahmadi. "Aggregate domestic demand modelling for the next day direct load control applications". IET Generation, Transmission & Distribution. Vol. 8 Issue 7, pp. 1306-1317. 2014. DOI: 10.1049/iet-gtd.2013.0567.
- [8] D. Caprino, M.L. Della Vedova and T. Facchinetti. "Peak shaving through real-time scheduling of household appliances". Energy Build. Vol. 75, pp. 133-148. 2014. DOI: 10.1016/j.enbuild.2014.02.013.
- [9] N. Gatsis and G.B. Giannakis. "Residential Load Control: Distributed Scheduling and

- Convergence With Lost AMI Messages". IEEE Transactions on Smart Grid. Vol. 3 Issue 2, pp. 770-786. 2012. DOI: 10.1109/TSG.2011.2176518.
- [10] M. Alizadeh, Y. Xiao, A. Scaglione and M. van der Schaar. "Dynamic Incentive Design for Participation in Direct Load Scheduling Programs". IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing. Vol. 8 Issue 6, pp. 1111-1126. 2014. DOI: 10.1109/JSTSP.2014.2347003.
- [11] Q. Cui, X. Wang, X. Wang and Y. Zhang. "Residential Appliances Direct Load Control in Real-Time Using Cooperative Game". IEEE Transactions on Power Systems. Vol. 31 Issue 1, pp. 226-233. 2016. DOI: 10.1109/TPWRS.2015.2391774.
- [12] M. Houwing, R.R. Negenborn and B. De Schutter. "Demand Response With Micro-CHP Systems". Proceedings of the IEEE. Vol. 99 Issue 1, pp. 200-213. 2011. DOI: 10.1109/JPROC.2010.2053831.
- [13] M. Sullivan, J. Bode, B. Kellow, S. Woehleke and J. Eto. "Using Residential AC Load Control in Grid Operations: PG&E's Ancillary Service Pilot". IEEE Transactions on Smart Grid. Vol. 4 Issue 2, pp. 1162-1170. 2013. DOI: 10.1109/TSG.2012.2233503.
- [14] Y. Ozturk, D. Senthilkumar, S. Kumar and G. Lee. "An Intelligent Home Energy Management System to Improve Demand Response". IEEE Transactions on Smart Grid. Vol. 4 Issue 2, pp. 694-701. 2013. DOI: 10.1109/TSG.2012.2235088.
- [15] H. Roh and J. Lee. "Residential Demand Response Scheduling With Multiclass Appliances in the Smart Grid". IEEE Transactions on Smart Grid. Vol. 7 Issue 1, pp. 94-104. 2016. DOI: 10.1109/TSG.2015.2445491.
- [16] C.O. Adika and L. Wang. "Smart charging and appliance scheduling approaches to demand side management". Int. J. Electr. Power Energy Syst. Vol. 57, pp. 232-240. 2014. DOI: 10.1016/j.ijepes.2013.12.004.
- [17] I. Konotop, S. Waczowicz, S. Klaiber, P. Bretschneider, R. Mikut and D. Westermann. "Investigation and mathematical modelling of the impact of incentive signals to consumers on their consumption, load forecast and network operation". IET Generation, Transmission & Distribution. Vol. 10 Issue 9, pp. 2138-2146. 2016. DOI: 10.1049/iet-gtd.2015.1175.
- [18] Q. Hu and F. Li. "Hardware Design of Smart Home Energy Management System With Dynamic Price Response". IEEE Transactions on Smart Grid. Vol. 4 Issue 4, pp. 1878-1887. 2013. DOI: 10.1109/TSG.2013.2258181.
- [19] J.H. Yoon, R. Baldick and A. Novoselac. "Dynamic Demand Response Controller Based on Real-Time Retail Price for Residential Buildings". IEEE Transactions on Smart Grid. Vol. 5 Issue 1, pp. 121-129. 2014. DOI: 10.1109/TSG.2013.2264970.
- [20] A. Safdarian, M. Fotuhi-Firuzabad and M. Lehtonen. "A Distributed Algorithm for Managing Residential Demand Response in Smart Grids". IEEE Transactions on Industrial Informatics. Vol. 10 Issue 4, pp. 2385-2393. 2014. DOI: 10.1109/TII.2014.2316639.
- [21] A. Safdarian, M. Fotuhi-Firuzabad and M. Lehtonen. "Optimal Residential Load Management in Smart Grids: A Decentralized Framework". IEEE Transactions on Smart Grid. Vol. 7 Issue 4, pp. 1836-1845. 2016. DOI: 10.1109/TSG.2015.2459753.
- [22] F. Fernandes, H. Morais, Z. Vale and C. Ramos. "Dynamic load management in a smart home to participate in demand response events". Energy Build. Vol. 82, pp. 592-906. 2014. DOI: 10.1016/j.enbuild.2014.07.067.
- [23] L. Hatton, P. Charpentier and E. Matzner-Løber. "Statistical Estimation of the Residential Baseline". IEEE Transactions on Power Systems. Vol. 31 Issue 3, pp. 1752-1759. 2016. DOI: 10.1109/TPWRS.2015.2453889.
- [24] P. Yi, X. Dong, A. Iwayemi, C. Zhou and S. Li. "Real-Time Opportunistic Scheduling for Residential Demand Response". IEEE Transactions on Smart Grid. Vol. 4 Issue 1, pp. 227-234. 2013. DOI: 10.1109/TSG.2012.2225155.
- [25] K. McKenna and A. Keane. "Residential Load Modeling of Price-Based Demand Response for Network Impact Studies". IEEE Transactions on Smart Grid. Vol. 7 Issue 5, pp. 2285-2294. 2016. DOI: 10.1109/TSG.2015.2437451.
- [26] G. Dorini, P. Pinson and H. Madsen. "Chance-Constrained Optimization of Demand Response to Price Signals". IEEE

- Transactions on Smart Grid. Vol. 4 Issue 4, pp. 2072-2080. 2013. DOI: 10.1109/TSG.2013.2258412.
- [27] V. Gonzalez, J. Contreras and D.W. Bunn. "Forecasting Power Prices Using a Hybrid Fundamental-Econometric Model". IEEE Transactions on Power Systems. Vol. 27 Issue 1, pp. 363-372. 2012. DOI: 10.1109/TPWRS.2011.2167689.
- [28] O. Corradi, H. Ochsenfeld, H. Madsen and P. Pinson. "Controlling Electricity Consumption by Forecasting its Response to Varying Prices". IEEE Transactions on Power Systems. Vol. 28 Issue 1, pp. 421-429. 2013. DOI: 10.1109/TPWRS.2012.2197027.
- [29] A. Mohsenian-Rad and A. Leon-Garcia. "Optimal Residential Load Control With Price Prediction in Real-Time Electricity Pricing Environments". IEEE Transactions on Smart Grid. Vol. 1 Issue 2, pp. 120-133. 2010. DOI: 10.1109/TSG.2010.2055903.
- [30] J. Contreras, R. Espínola, F.J. Nogales and A.J. Conejo. "ARIMA models to predict next-day electricity prices". IEEE Trans. Power Syst. Vol. 18 Issue 3, pp. 1014-1020. 2003. DOI: 10.1109/MPER.2002.4312577.
- [31] A.J. Conejo, M.A. Plazas, R. Espinola and A.B. Molina. "Day-ahead electricity price forecasting using the wavelet transform and ARIMA models". IEEE Transactions on Power Systems. Vol. 20 Issue 2, pp. 1035-1042. 2005. DOI: 10.1109/TPWRS.2005.846054.
- [32] C. García-martos, J. Rodríguez and M.J. Sánchez. "Mixed Models for Short-Run Forecasting of Electricity Prices: Application for the Spanish Market". IEEE Trans. Power Syst. Vol. 22 Issue 2, pp. 544-552. 2007. DOI: 10.1109/TPWRS.2007.894857.
- [33] E.E. Elattar. "Day-ahead price forecasting of electricity markets based on local informative vector machine". IET Generation, Transmission & Distribution. Vol. 7 Issue 10, pp. 1063-1071. 2013. DOI: 10.1049/iet-gtd.2012.0382.
- [34] J.P.S. Catalao, S.J.P.S. Mariano, V.M.F. Mendes and L.A.F.M. Ferreira. "Short-term electricity prices forecasting in a competitive market: A neural network approach". Electr. Power Syst. Res. Vol. 77, pp. 1297-1304. 2007. DOI: 10.1016/j.epr.2006.09.022.
- [35] N. Amjady, A. Daraeepour and F. Keynia. "Day-ahead electricity price forecasting by modified relief algorithm and hybrid neural network". IET Generation, Transmission & Distribution. Vol. 4 Issue 3, pp. 432-444. 2010. DOI: 10.1049/iet-gtd.2009.0297.
- [36] L. dos S. Coelho and A.A.P. Santos. "A RBF neural network model with GARCH errors: Application to electricity price forecasting". Electr. Power Syst. Res. Vol. 81 Issue 1, pp. 74-83. 2011. DOI: 10.1016/j.epr.2010.07.015.
- [37] N. Amjady. "Day-ahead price forecasting of electricity markets by a new fuzzy neural network". IEEE Transactions on Power Systems. Vol. 21 Issue 2, pp. 887-896. 2006. DOI: 10.1109/TPWRS.2006.873409.
- [38] F. Lira, C. Muñoz, F. Núñez and A. Cipriano. "Short-term forecasting of electricity prices in the Colombian electricity market". IET Generation Transmission & Distribution. Vol. 3 Issue 11, pp. 980-986. 2009. DOI: 10.1049/iet-gtd.2009.0218.
- [39] A.T. Lora, J.M.R. Santos, A. G. Exposito, J.L.M. Ramos and J.C.R. Santos. "Electricity Market Price Forecasting Based on Weighted Nearest Neighbors Techniques". IEEE Transactions on Power Systems. Vol. 22 Issue 3, pp. 1294-1301. 2007. DOI: 10.1109/TPWRS.2007.901670.
- [40] N.M. Pindoriya, S. N. Singh and S. K. Singh. "An Adaptive Wavelet Neural Network-Based Energy Price Forecasting in Electricity Markets". IEEE Transactions on Power Systems. Vol. 23 Issue 3, pp. 1423-1432. 2008. DOI: 10.1109/TPWRS.2008.922251.
- [41] N. Amjady and F. Keynia. "Day-Ahead Price Forecasting of Electricity Markets by Mutual Information Technique and Cascaded Neuro-Evolutionary Algorithm". IEEE Transactions on Power Systems. Vol. 24 Issue 1, pp. 306-318. 2009. DOI: 10.1109/TPWRS.2008.2006997.