



Las opiniones y los contenidos de los trabajos publicados son responsabilidad de los autores, por tanto, no necesariamente coinciden con los de la Red Internacional de Investigadores en Competitividad.



Esta obra por la Red Internacional de Investigadores en Competitividad se encuentra bajo una Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-SinDerivadas 3.0 Unported. Basada en una obra en riico.net.

Análisis técnico-económico del comportamiento de usuarios eléctricos con base en mediciones

Oswaldo Rodríguez Villalón¹
María Mercedes León Sánchez*

Resumen:

Este trabajo se centra en el análisis técnico y económico de usuarios conectados a redes eléctricas de distribución obtenido mediante estadísticas empleadas primeramente para la caracterización de perfiles de carga de usuarios, en base a sus usos y costumbres, nivel socioeconómico, número de habitantes, entre otros factores y posteriormente aplicando un análisis económico acerca de la factibilidad del uso e instalación de fuentes no convencionales de energía, principalmente paneles fotovoltaicos. La base de este trabajo es el planteamiento de una alternativa eficiente para el aprovechamiento de los datos generados mediante medidores inteligentes que pueden ser empleados para la reducción de pérdidas de energía, el cobro tarifario eficiente y en tiempo real y para proporcionar información relevante acerca del comportamiento eléctrico de los usuarios.

Palabras clave: medidores inteligentes, celdas fotovoltaicas, tarifas, redes inteligentes

Abstract: This paper is focused on technical-economic analysis of electric costumers connected to electric distribution grids by using statistical methods, being on a first level the load profile characterization from users behavior, occupancy, socio-economic level, number of persons living in the household, among some other factors; afterwards, the economic analysis is oriented to the feasibility of installing non-conventional energy sources such as PV cells. In addition, the theoretical basis from a technical perspective of analysis is oriented to the electric distribution grid from smart meters data. This work has the basis of the assessment of the data obtained from smart meters that may be installed to reduce electric losses, fair and efficient electric pricing in real time and to obtain relevant information concerning on users behavior in their households.

Keywords: smart meters, PV cells, electric pricing, smart grids.

¹*Universidad de Guanajuato.

Introducción

Recientemente, en redes de distribución de diferentes países alrededor del mundo, México incluido, se ha tenido la iniciativa para la instalación de medidores inteligentes en sus redes eléctricas de bajo voltaje, específicamente en los usuarios, argumentando "reducción de fallas técnicas y no técnicas en el consumo de los usuarios" y un cobro eficiente acorde a las tarifas de consumo eléctrico de los propios usuarios.

La Comisión Federal de Electricidad (CFE) ha iniciado un proceso de licitaciones para la instalación en el país de poco más de un millón de medidores inteligentes distribuidos en la ciudad capital y diferentes entidades federativas. Con esta medida, la CFE busca reducir las pérdidas de energía en dos ámbitos: Las pérdidas no técnicas, asociadas a la falta de medición o lecturas poco confiables en el consumo de energía y las pérdidas técnicas, causadas por la falta de mantenimiento y de modernización de las redes de distribución (CFE 2015)

Sin embargo, la inversión en cuanto a instalación e información que es posible sea recabada mediante dichos medidores inteligentes, no ha sido ampliamente justificada. La instalación de medidores inteligentes en redes de distribución abre un campo de oportunidad para poder conocer con certeza el comportamiento eléctrico de los usuarios, y poder establecer estrategias de planeación de consumos agregados, introducción de otras fuentes de generación, reducción de picos de demanda, entre otras necesidades específicas.

Por otra parte, una red inteligente típica consiste en tres importantes segmentos: generación, transmisión-red de distribución y los medidores inteligentes (smart meters). En cada segmento, existen varios retos: la potencia generada relacionada con las fuentes de energía no convencionales tales como turbinas eólicas, paneles solares y en general cualquier otra fuente de energía la cual no pueda ser considerada como una fuente de potencia tradicional. Las redes de distribución-transmisión operan con problemas de eficiencia, tales como energía bidireccional. Los medidores inteligentes presentan como principales retos en lo que respecta a sensores, análisis, comunicaciones, procesamiento de datos (software y hardware), procesamiento digital de señales, comunicaciones eficientes y de bajo costo.

Estructura de una Red Inteligente

La visión de la red inteligente es modernizar la red existente para mejorar la eficiencia, confiabilidad y seguridad del sistema eléctrico (Weranga, Sisil & Chandima 2014). Los beneficios asociados con la red inteligente pueden ser descritos de acuerdo con los siguientes puntos a considerar:

- Un sistema de transmisión de electricidad más eficiente
- Una rápida restauración del suministro eléctrico posterior a un disturbio
- Bajos costos de operación y mantenimiento para las compañías suministradoras
- Bajos costos de electricidad para los consumidores
- Incremento en la integración de sistemas de gran escala con fuentes renovables
- Mejoras en la seguridad

Las tecnologías de las redes inteligentes pueden ser agrupadas en 5 categorías:

- ❖ Integración de las comunicaciones
- ❖ Mediciones y sensores
- ❖ Medidores inteligentes (Smart Metering)
- ❖ Unidades de medición fasorial (PMUs)
- ❖ Componentes avanzados

Técnicas de análisis basadas en medidores inteligentes

Discusiones técnicas en cuanto a la utilidad de los medidores inteligentes ha sido fuertemente cuestionada y analizada (Soma, Depuru, Wang, Devabhaktuni & Gudi 2011). De la misma forma, técnicas para la caracterización de los perfiles de carga de los usuarios han sido desarrolladas. Métodos para la obtención de modelos de comportamiento de los usuarios se han basado principalmente en métodos estadísticos del tipo "bottom-up" y "top-down" (Swan & Ugursal 2009). En base a estos métodos se pueden obtener características de los consumidores, principalmente residenciales y sus perfiles de carga (Paatero & Lund 2006) (Richardson, Thomson, Infield & Clifford 2010) (Pflugradt, Teuscher, Platzer & Schufft 2013). Por otra parte, metodologías para el análisis estadístico de los perfiles de carga de los consumidores han sido diseñados, tomando como base datos de mediciones ficticias (Mikkola & Lund 2014) o bien reales, pero bajo ciertas restricciones (dado que la información disponible de medidores inteligentes puede resultar ser dispersa o incompleta). De manera alterna pero enfocado a los sistemas de transmisión de energía eléctrica, se han implementado dispositivos de medición conocidos como Unidades de Medición Fasorial (PMU); estos dispositivos tienen la capacidad de realizar un gran número de mediciones en tiempos de muestreo muy cortos, por lo cual se puede obtener información desde un enfoque dinámico del sistema eléctrico, lo cual ha permitido la implementación de herramientas tales como los métodos en base a estimación de estado en base a mediciones. Desde el punto de vista económico es de gran utilidad, ya que se pueden predecir fenómenos, atender contingencias, predecir posibles puntos de falla, entre otros fenómenos. Los PMU forman parte muy importante de

la infraestructura de medición avanzada (AMI) de los sistemas eléctricos, y requiere de inversiones muy elevadas, tanto de las compañías suministradoras como de usuarios importantes.

Por otra parte, un estudio del impacto de instalación de sistemas fotovoltaicos y en el control de potencia reactiva ha sido propuesto, tomando como referencia los datos del comportamiento de los consumidores y mediante análisis estadístico de la introducción de celdas fotovoltaicas al sistema de distribución eléctrico en la red de bajo voltaje (Bucher 2014). La investigación que se está proponiendo en este trabajo, retoma algunas de las ideas expuestas en este último trabajo, dado que es posible tener información muy relevante en el aspecto técnico que combinada con adecuados modelos económicos, contribuye a un estudio técnico-económico del sistema eléctrico y de los usuarios.

Así, en base a lo descrito, se tienen diversas áreas de oportunidad cuyo fundamento son los datos provenientes de medidores inteligentes, tales como: obtención de modelos estadísticos de los consumidores de bajo voltaje residenciales e industriales, caracterización de densidades de probabilidad en base a mediciones, para tiempos de muestreo variables de los dispositivos inteligentes de medición, introducción de técnicas de estimación de estado y técnicas de pronóstico (forecasting) en redes con mediciones parciales, análisis de redes eléctricas de distribución de bajo voltaje (flujos de potencia), impacto de la incorporación de fuentes alternas de energía tales como celdas fotovoltaicas por los usuarios (el consumidor puede ser también un proveedor de energía "prosumer"), impacto en potencia reactiva y diagnóstico de la red eléctrica de distribución bajo la condición de usuarios consumiendo y/o generando energía a través de energías renovables, entre otros aspectos que son de carácter técnico y económico.

Por otra parte, las características de los consumidores en base a datos estadísticos y medidores inteligentes pueden construirse a través de encuestas y de estudios de casos por usuario (muestras), en base al tipo de vivienda, zona, habitantes, nivel socioeconómico. La gran ventaja lo representa el desarrollo de software y la obtención de perfiles de carga de usuarios individuales y de cargas agregadas. Entiéndase por cargas agregadas aquellas conformadas por un grupo o conjunto de usuarios, que poseen un perfil de carga en particular pero que al agruparse generan un perfil de carga con características globales y por tanto diferente (en demanda y forma de onda). Estos perfiles de carga de usuarios agregados son orientados a la introducción de fuentes no convencionales de energía.

Dependiendo de la metodología de modelado a ser utilizada, los datos de entrada necesarios para desarrollar los modelos del comportamiento energético de los usuarios incluye características físicas

de los edificios, ocupantes y sus ocupaciones, consumo histórico (en el caso de modelar consumo energético), condiciones climatológicas e indicadores macroeconómicos.

Las características de los usuarios se dice que están ligadas al status socioeconómico de sus viviendas, ubicación, etc. Es posible obtener características de los consumidores en base a mediciones. (Beckel, Sadamori, Staake & Santini 2014) investigan estas características en una red de distribución de Irlanda, con una granularidad de muestreo de 30 minutos en un periodo de 1.5 años. Los autores plantean un sistema que en base a las mediciones infiere de manera automática las características del usuario, las cuales incluyen nivel socioeconómico, propiedades de la vivienda e información diversa del propio sistema.

El interés en la disminución del consumo de energía ha llevado a diversos autores a considerar usos y costumbres de los usuarios en cuanto a la carga en el sector residencial. Las técnicas de modelado que normalmente se emplean para tales fines recaen en los métodos top-down y bottom-up (Swan & Ugursal 2009).

La aplicación de técnicas de estimación de estado en sistemas de distribución es un tópico relativamente novedoso y que gradualmente ha tomado relevancia. Esto se debe principalmente en países donde existe mercado eléctrico y en los cuales se ha incrementado notablemente la generación distribuida. Con la reforma energética, en México se prevé un incremento sustancial en este ámbito, lo cual representa un área de oportunidad y eje estratégico en el análisis de sistemas eléctricos.

El incremento en la penetración de fuentes de generación distribuida a redes de bajo voltaje tales como celdas fotovoltaicas, micro-turbinas, pequeños generadores eólicos, entre otros ha cambiado la filosofía tradicional de las redes de distribución de bajo voltaje (Papathanassiou, Hatziargyriou & Strunz 2005).

Por otra parte, el desarrollo de modelos enfocados al análisis de redes de bajo voltaje orientados a usuarios residenciales ha sido abordado (Collin, Tsagarakis, Kiprakis, & McLaughlin 2014). Modelos bottom-up en combinación con Cadenas de Markov-Montecarlo (Markov-Chain Montecarlo MCMC) ha sido aplicado para la obtención de perfiles de demanda de usuarios residenciales. En este caso, el análisis de la red de distribución de bajo voltaje se lleva a cabo con tiempos de muestreo de 10 minutos, y los autores proponen su reducción de hasta un minuto durante los procesos de conversión de demanda de potencia para poder capturar variaciones de corta duración con mayor exactitud. La introducción de altos niveles de fuentes de energía distribuida

(DER's) tiene un fuerte impacto en la pérdidas en sistemas de distribución, perfiles de voltaje, desbalances. En el entorno de red inteligente, el operador de un sistema de distribución tiene que considerar varios objetivos operacionales relacionados con información de tiempo real de la red de distribución.

Perfiles de carga

Una aproximación para obtener un perfil de carga es utilizando el método “Bottom-up”, la cual engloba todos los modelos el cual usa datos de un nivel jerárquico menor que del sector y lo toma como un todo. El modelo puede contar con un consumo de energía de un individuo o un pequeño grupo casas y luego extrapolarlo para representar una región. En el modelado de cargas, la demanda es típicamente cuantificada en términos de un promedio para un determinado periodo de tiempo. La demanda puede ser medida por intervalos de 15 minutos, 30 minutos, horas o intervalos promedios de meses o años, llevándolos a una aproximación de 24 horas (Richardson, Thomson, Infield & Clifford 2010).

En este caso, basado en investigaciones anteriores, donde se realizó el análisis de los diversos electrodomésticos que se tienen en una casa en el estado de Guanajuato en base a datos del INEGI (INEGI 2018), estos electrodomésticos, junto con los datos socio-económicos, temperatura, ubicación y tamaño de la población, se integró al programa “*Load profile generator*” (Pflugradt, Teuscher, Platzer & Schufft 2013) donde por medio de métodos estocásticos, los cuales dentro del programa graban los datos durante un periodo de tiempo de 24 horas, caracterizando el uso de todos los electrodomésticos y cargas que se hayan introducido, decidiendo así, su uso y por ende caracterizar el perfil de carga, tal como se muestra en la figura 1, donde se tiene el perfil de carga de un intervalo promedio de un mes para un grupo de 10 casas. A su vez, en la figura 2 se muestra las carátulas del programa *Load Profile Generator*, en el cual es posible definir los lineamientos del usuario bajo estudio, ocupantes, actividad diaria, tipo de aparatos que tienen instalados, periodos vacacionales, entre otras características. Se puede observar en la gráfica del perfil de carga que este incorpora todos los aparatos que son conectados durante un día de uso de acuerdo a las características de usuarios definidos previamente.

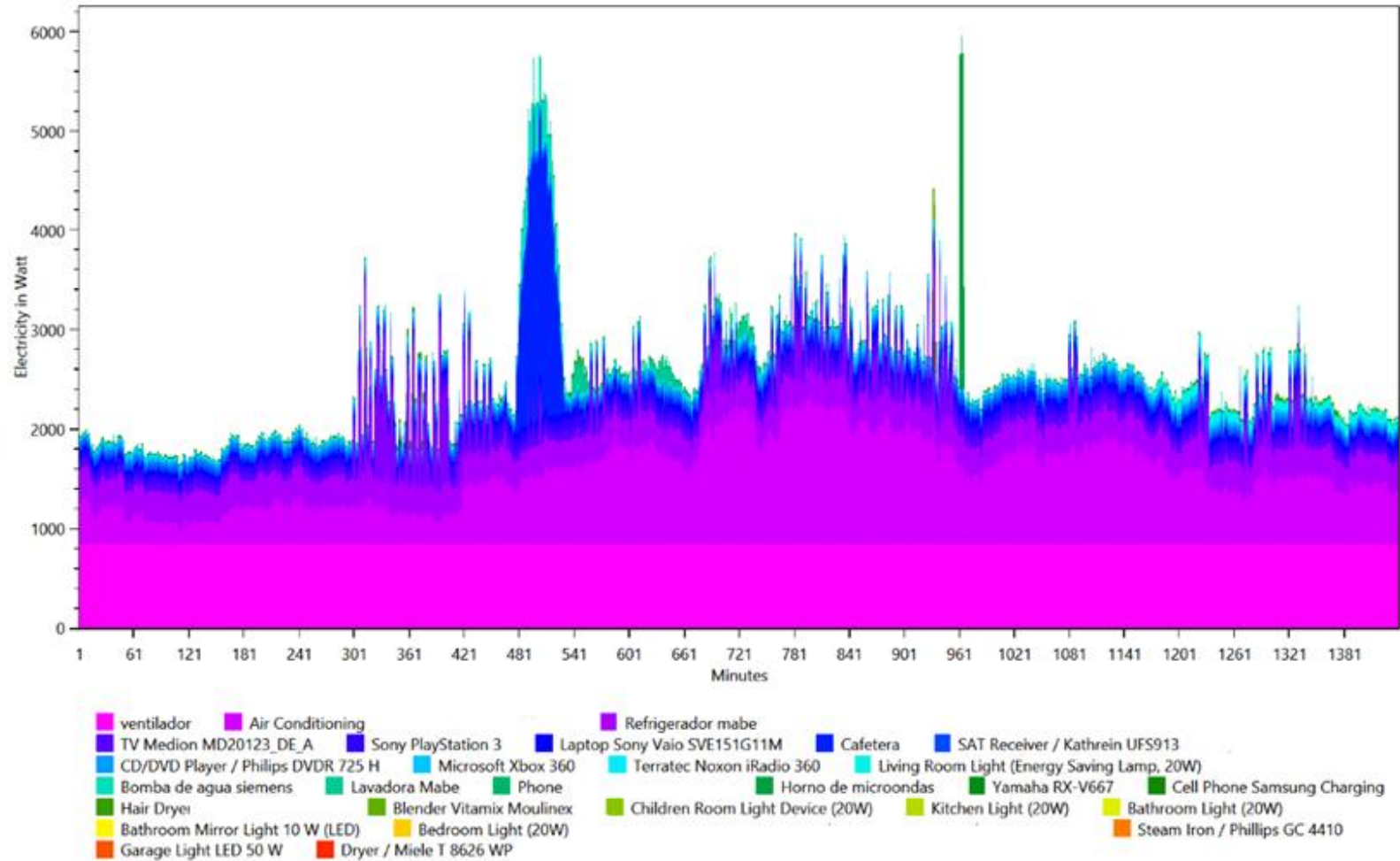
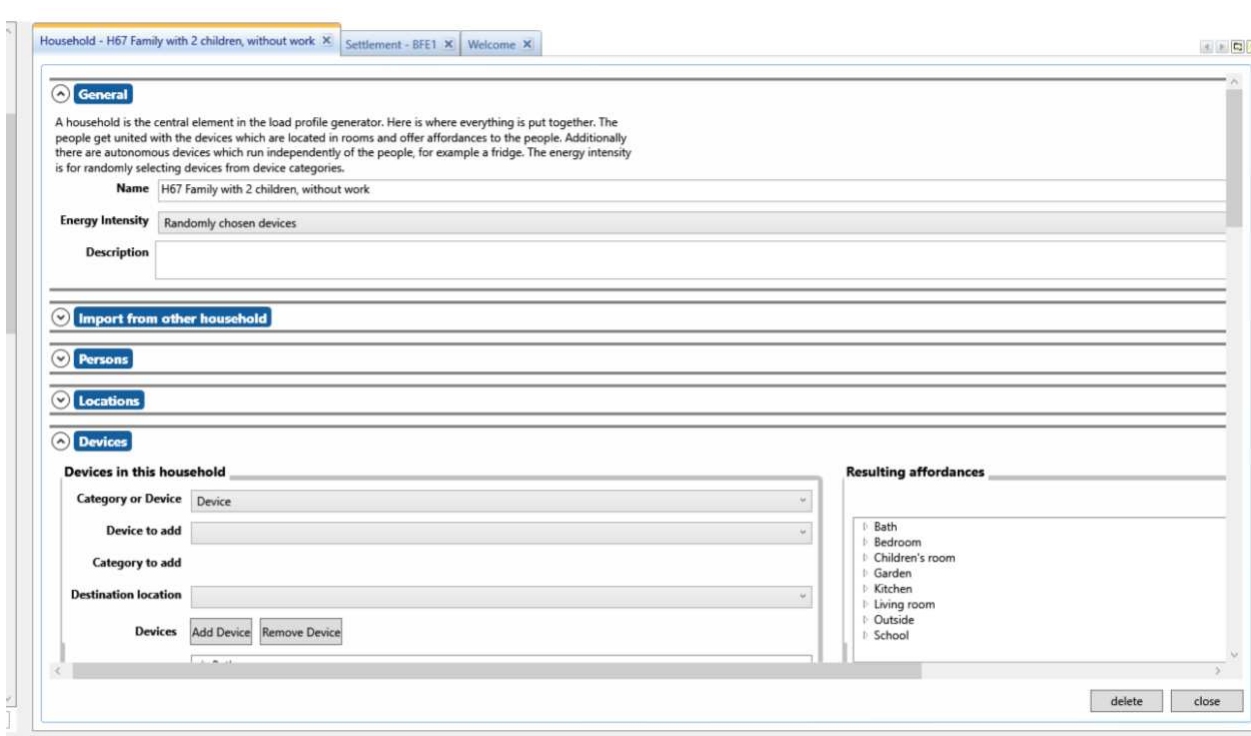
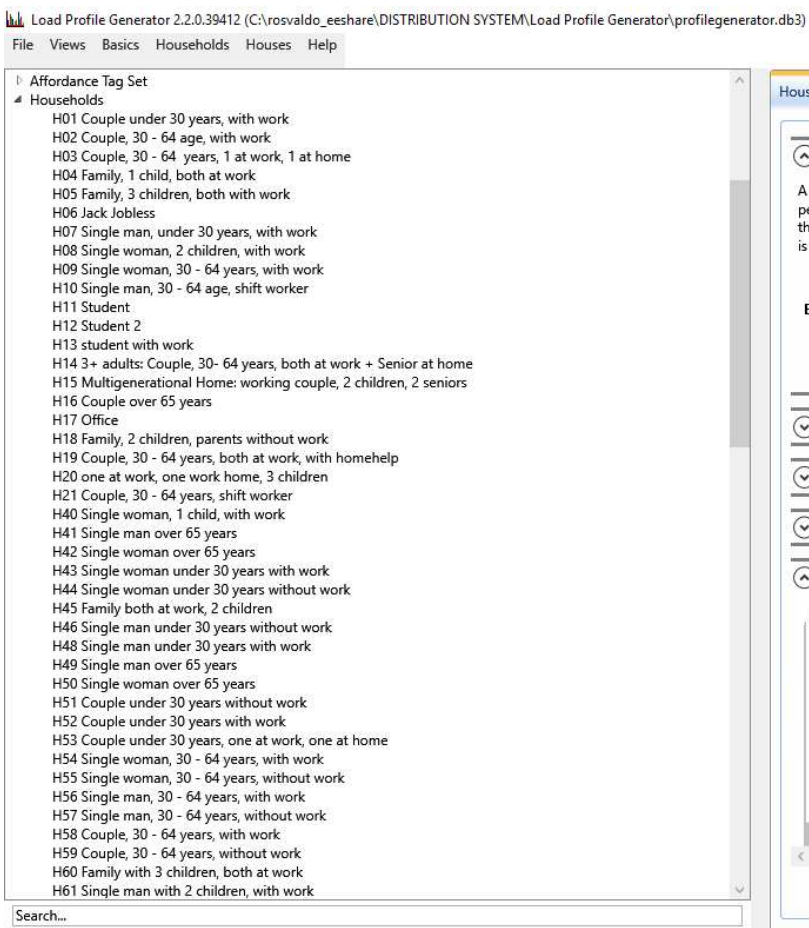


Figura 1.- Perfil de carga eléctrica de 10 usuarios utilizados dentro del programa *Load Profile Generator* (Pflugradt, Teuscher, Platzer & Schufft 2013)



Person	Affordance	Desires
H67 Lisa	bake a cake	Competence; Control
H67 Lisa	cook pasta and eat it	Un-Hungry
H67 Lisa	do housework (dishwasher, washing machine, iron, vacuum)	Housework
H67 Lisa	do yard work	Gardening
H67 Lisa	eat breakfast	Un-Hungry
H67 Lisa	eat brunch	Un-Hungry
H67 Lisa	eat small breakfast	Un-Hungry
H67 Lisa	get ready in the morning (women)	Get ready in the morning (women)
H67 Lisa	go outside and grab fresh air	Fresh air grab (spend time outside)
H67 Lisa	go shopping	Shopping
H67 Lisa	go to the toilet	Toilet
H67 Lisa	heat up leftovers	Un-Hungry
H67 Lisa	listen to music	Competence; Control
H67 Lisa	make custom pizza and eat it	Un-Hungry
H67 Lisa	make frozen pizza and eat it	Un-Hungry
H67 Lisa	make mashed potatoes and eat them	Un-Hungry
H67 Lisa	make soup	Un-Hungry
H67 Lisa	paint a picture	Competence; Control
H67 Lisa	play Wii	Competence; Control
H67 Lisa	play a puzzle game	Competence; Control
H67 Lisa	play board games	Competence; Control
H67 Lisa	read a book	Competence; Control
H67 Lisa	read a book on the couch	Competence; Control

Figura 2.- Carátulas e introducción de datos y características de usuarios a ser analizados mediante el programa *Load Profile Generator* (Pflugradt, Teuscher, Platzer & Schufft 2013)

Para modelar el comportamiento de los usuarios en cuanto al uso de la energía eléctrica, se han empleado métodos estocásticos los cuales pueden contemplar variables triviales tales como el tiempo que duren las personas en su hogar, sea un día entre semana, fin de semana, día festivo. Si los ocupantes tienen una vida productiva (trabajan), ya sea el hombre, la mujer o ambos; si las personas que viven son solteros, casados, con hijos, adultos mayores, entre otros factores. Respecto al nivel socioeconómico esto hace pensar el tipo de aparatos que se pueden encontrar en una vivienda, que pueden ir desde una o varias televisiones, computadoras, videojuegos, equipos de aire acondicionado, hornos, etc. Todas estas variables son contempladas a través del desarrollo de una metodología de análisis para la caracterización del perfil de carga eléctrica de un usuario, en base a su nivel socioeconómico, usos, costumbres, ocupación de sus habitantes, etc.

El modelado de los diferentes dispositivos que componen el Sistema de Medición Avanzado (AMI). En los sistemas eléctricos modernos, más en países desarrollados, los usuarios son consumidores de energía pero también pueden ser productores de energía, la cual puede ir desde un panel fotovoltaico hasta el contar con un generador eólico o alguna otra fuente no-convencional moderna (celdas combustibles, biomasa, etc.). Se plantea entonces el obtener modelos de medidores

inteligentes (smart-meters) y de dichos consumidores-generadores de energía eléctrica ("prosumers")

Obtener perfiles de carga de usuarios residenciales, comerciales e industriales. Los perfiles de carga de los usuarios pueden ser obtenidos de manera local, o bien para cargas agregadas, que puede ser por comunidades, colonias, municipios, etc. en base a mediciones parciales y modelos de consumidores

Introducir fuentes alternas de energía a las redes de distribución con diversos fines. Los sistemas modernos de energía exigen la introducción de fuentes de energía alternativas en sus sistemas eléctricos. Los conceptos de generación distribuida, micro-redes y micro-generación son un común denominador en los conceptos de smart grids. Para ellos el desarrollar una metodología para cuantificar el impacto de la introducción de fuentes alternas de energía (celdas fotovoltaicas) por usuario, en base a diagnóstico y técnicas de pronóstico resulta de un importante aporte de conocimiento científico-técnico

Estadísticas

El consumo de energía eléctrica depende de varios factores tales como sociales, económicos, de salud, ambientales, regionales, maritales y de edad. Según estudios realizados para México el consumo de energía eléctrica ha aumentado conforme los años crecen y la demografía en México aumenta, sin embargo, en los últimos 5 años ha ido en decremento gracias a los nuevos electrodomésticos que surgen gracias a las nuevas tecnologías que nos permiten hacer más eficiente el consumo de dichos aparatos (Grande Vidal & Rodríguez Villalón 2017).

Dependiendo del tipo de perfil de ingreso se tienen ciertos tipos de cargas, a lo cual va a depender el consumo eléctrico, sin embargo, el tamaño de personas que habitan cierta casa, estatus marital y edad influyen bastante. Los deciles de ingreso se dividen en 10, teniendo como en el nivel diez el que más ingresos tiene.

De acuerdo con los datos del INEGI hay una concentración en la población mayor en viviendas con 3 integrantes con el jefe de familia de 24 años y para 30-34 años hay una concentración mayor en las viviendas con 4 integrantes, al igual que para jefas de familia tienen una concentración mayor. Las características económicas según el trabajo y el salario mínimo dan un decil de ingreso económico, como se observa en la tabla 1.

Tabla 1: Decil por ingreso trimestral

Decil	Ingreso Corriente promedio
1	6269.41
2	11016.06
3	14975.81
4	18932.94
5	23253.56
6	28335.25
7	35137.16
8	44814.39
9	61781.82
10	135537.9

Los cuales tienen como decil de ingreso como se muestra en la tabla 2.

Tabla 2: Profesiones según decil de ocupación

Profesión	Salarios mínimos	Decil
Profesionista y técnico	5-10	9
Comerciante	3-5	6

La mayoría de los domicilios cuentan con los siguientes electrodomésticos, según la encuesta intercensal 2015. Salvo algunas excepciones como lo es el teléfono fijo tal y como se muestra en la Tabla 3, pero para este propósito se toma en cuenta ya que debido a los deciles tomados en cuenta anteriormente, es muy probable que se cuente con este tipo de electrodoméstico.

Es importante señalar que no son todas las cargas con las que se cuentan en una casa ya que como se menciona anteriormente el nivel socioeconómico de cada familia o individuo determinará el tamaño de cargas y las cargas con las cuales se cuenta, tales como cafetera, licuadora, consolas de videojuegos, tostadoras, ventiladores, secadoras, planchas o impresoras. Aunque no se mencionan en el INEGI, para este estudio se tomarán en cuenta (Grande Vidal & Rodríguez Villalón 2017).

Tabla 3: Aparatos electrodomésticos típicos en un hogar según el INEGI en Guanajuato

Aparato	Casas	Disponen	No Disponen	No Especificado
Refrigerador	1,442,381	89.18	10.62	0.2
Lavadora	1,442,381	75.39	24.39	0.22
Horno de Microondas	1,442,381	46.15	53.59	0.25
Automóvil	1,442,381	46.12	53.57	0.3
Algún aparato para oír radio	1,442,381	75	24.69	0.31
Televisor	1,442,381	96.97	2.8	0.23
Televisor de pantalla plana	1,442,381	57.51	42.01	0.49
Computadora	1,442,381	27.3	72.42	0.28
Teléfono fijo	1,442,381	34.54	65.15	0.31
Teléfono celular	1,442,381	75.49	24.2	0.3
Bomba de agua	1,442,381	26.42	73.06	0.52
Aire acondicionado	1,442,381	1.44	97.97	0.59

Caso de estudio

El caso de estudio para utilizar algunos de los conceptos expuestos a lo largo de este documento, se basa en el planteamiento de modelos de casas tipo, definidas de acuerdo al tipo común de electrodomésticos que se tienen conectados en una casa habitación normal, con esto se estima su consumo en unidades de energía (kW-h), costos tarifarios e inversión en celdas fotovoltaicas. Esto desde luego representa el hecho de que el usuario no solamente sea una carga eléctrica y un consumidor que cubre sus costos de consumo tarifario, sino que a su vez invierte en una fuente de generación. Bajo este esquema, se pueden considerar dos escenarios: el caso en el cual el usuario conecta su panel fotovoltaico para su propio consumo; el otro escenario consiste en el supuesto que el usuario pudiera vender su energía a la compañía generadora. Para efectos del caso Mexicano, aún se tienen algunas restricciones para la venta de energía de excedente, situación que estos autores dejan abierta para un futuro análisis de estudio.

Las tabla 4 y 5 describen los aparatos y sus consumos aproximados considerados, así como el número de horas de la misma manera estimados de uso de cada uno de las cargas eléctricas. Debe de tomarse en cuenta la dificultad de estimar un consumo fiel, dada la infinita cantidad de combinaciones que se pueden generar, simplemente en casa propia, de encender y apagar aparatos eléctricos, iluminación, etc. Este sentido de comportamiento estocástico es lo que justifica el uso de técnicas de diagnóstico como las descritas a lo largo del documento, y mejor aún, la estrategia del uso de mediciones reales de cada usuario y de usuarios agregados.

Tabla 4. Casa modelo número 1 considerada para el estudio

CASA 1	HABITADA POR UNA FAMILIA: DOS ADULTOS, DOS NIÑOS Y UN ADOLESCENTE			
EQUIPO	CANTIDAD DE EQUIPO	POTENCIA PROMEDIO {WATTS}	TIEMPO DE USO AL DÍA {HORAS}	KW-HORA-DÍA
REFRIGERADOR 14-16 "	1	290	8	2.32
AIRE ACONDICIONADO	1	400	3.5	1.4
TV 32-43 PULGADAS	2	180	2	0.72
LAVADORA	1	1100	0.6	0.66
FOCOS	6	25	3	0.45
COMPUTADORA PORTATIL	2	75	2.5	0.375
CONSOLA VÍDEO JUEGOS	1	250	1.5	0.375
EQUIPO DE COMPUTO	1	150	2	0.3
PLANCHA	1	800	0.3	0.24
HORNO MICRO ONDAS	1	1100	0.2	0.22
CAFETERA	1	900	0.15	0.135
LICUADORA	1	500	0.15	0.075
SECADORA	1	330	0.2	0.066
HORNO TOSTADOR	1	800	0.05	0.04
TOTAL KW-HORA-DÍA				7.376
TOTAL KW-HORA-MES				221.28
TOTAL KW-HORA-MES				442.56

Tabla 5. Casa modelo número 3 considerada para el estudio

CASA 3	HABITADA POR 1 PERSONA				
EQUIPO	CANTIDAD DE EQUIPO	POTENCIA PROMEDIO {WATTS}	TIEMPO DE USO AL DÍA {HORAS}	KW-HORA-DÍA	
REFRIGERADOR 14-16 "	1	290	8	2.32	
TV 32-43 PULGADAS	1	180	2	0.36	
COMPUTADORA PORTATIL	1	75	2.5	0.1875	
LAVADORA	1	1200	0.1	0.12	
BOMBILLOS	4	25	1	0.1	
HORNO MICRO ONDAS	1	1200	0.07	0.084	
CAFETERA	1	900	0.05	0.045	
LICUADORA	1	500	0.05	0.025	
				TOTAL KW-HORA-DÍA	3.2415
				TOTAL KW-HORA-MES	97.245
				TOTAL KW-HORA-BIMESTRE	194.49

La tabla 6 resume los consumos de las 5 casas modelo planteadas en este caso de estudio, consumos diarios (24 horas) y su estimación en consumos mensuales y bimestrales.

Tabla 6. Casa modelo número 3 considerada para el estudio

TABLA RESUMEN			
	Consumo en KW-HORA		
Tipo de casa	Consumo diario	Consumo mensual	Consumo Bimestral
1	7.376	221.28	442.56
2	5.675	170.25	340.5
5	4.6855	140.565	281.13
4	4.0485	121.455	242.91
3	3.2415	97.245	194.49

Posteriormente, la tabla 7 resume los costos asociados a los pagos de energía bimestrales de cada casa, de acuerdo con los costos tarifarios resumidos en la tabla 8. Obsérvese el cambio de tarifa de acuerdo al promedio de energía consumida en kW-h para consumos básico, intermedio y excedente. Es importante mencionar que los costos son estimados únicamente en base a consumo neto, sin mencionar lo correspondiente al subsidio de energía que otorga la Comisión Federal de Electricidad

de acuerdo a ciertos niveles de consumo eléctrico, siente este apoyo menor para usuarios con consumo con excedentes.

Tabla 7. Resumen de consumos de acuerdo a tarifas de la Comisión Federal de Electricidad

			COSTO CASA 1	COSTO CASA 2	COSTO CASA 3	COSTO CASA 4	COSTO CASA 5
	RANGO DE CONSUMO	PRECIO POR KWH	442.56 KW-HR- BIM	340.5 KW-HR- BIM	194.49 KW-HR- BIM	242.91 KW-HR- BIM	281.13 KW-HR- BIM
CONSUMO BÁSICO	0-150	0.793	118.95	118.95	118.95	118.95	118.95
CONSUMO INTERMEDIO	151-281	0.956	124.28	124.28	42.53	88.82	125.36028
CONSUMO EXCEDENTE	282- EN ADELANTE	2.802	455.49	169.52	0	0	0
		TOTAL PRECIO PAGADO AL BIMESTRE POR CASA	\$ 698.72	\$ 412.75	\$ 161.48	\$ 207.77	\$ 244.31

TABLA RESUMEN					
	<i>Consumo en KW-HORA</i>				
Tipo de casa	Consumo diario (kW-h)	Consumo mensual (kW-h)	Consumo Bimestral (kW-h)	Total a pagar	Total pago Anual
1	7.376	221.28	442.56	\$ 698.72	\$ 4,192.32
2	5.675	170.25	340.5	\$ 412.75	\$ 2,476.50
5	4.6855	140.565	281.13	\$ 244.31	\$ 1,465.86
4	4.0485	121.455	242.91	\$ 207.77	\$ 1,246.62
3	3.2415	97.245	194.49	\$ 161.48	\$ 968.88

Una alternativa económica al consumo eléctrico y los costos tarifarios es la inversión en celdas fotovoltaicas. La tabla 8 muestra un resumen de los costos aproximados de paneles fotovoltaicos de acuerdo a la potencia requerida, y lo que estos representarían en ahorro en kW-h y por consiguiente en el precio correspondiente. Siguiendo este razonamiento, la tabla 9 resume los consumos aproximados bimestrales, pagos anuales de energía, el tipo de panel fotovoltaico que requeriría y el tiempo de retorno de la inversión en dichos paneles.

Tabla 8. Capacidades y costos aproximados de paneles fotovoltaicos

EQUIPOS SOLARES			
POR PRECIO			
Precio	Potencia (W)	Energía (kW-h bimestral)	Precio por unidad de energía
\$ 14,224.00	630	189	75.25926
\$ 19,680.00	1080	360	54.66667
\$ 19,500.00	1000	330	59.09091
\$ 31,500.00	1500	492	64.02439
\$ 42,673.00	1890	568	75.12852
\$ 67,500.00	3240	900	75.00000
POR POTENCIA			
Precio	Potencia (W)	Energía (kW-h bimestral)	Precio por unidad de energía
\$ 14,224.00	630	189	75.25926
\$ 19,500.00	1000	330	59.09091
\$ 19,680.00	1080	360	54.66667
\$ 31,500.00	1500	492	64.02439
\$ 42,673.00	1890	568	75.12852
\$ 67,500.00	3240	900	75.00000
POR EFICIENCIA EN RELACION PRECIO-POTENCIA			
Precio	Potencia (W)	Energía (kW-h bimestral)	Precio por unidad de energía
\$ 19,680.00	1080	360	54.66667
\$ 19,500.00	1000	330	59.09091
\$ 31,500.00	1500	492	64.02439
\$ 67,500.00	3240	900	75.00000
\$ 42,673.00	1890	568	75.12852
\$ 14,224.00	630	189	75.25926

Resulta claro de esta tabla-resumen, y si se considera que el tiempo de vida aproximado de un panel fotovoltaico es de 10 años, que las casas 5, 4 y 3 resultan incosteables para invertir en energía fotovoltaica, siendo entonces una opción redituable para las casas tipo 1 y 2 de acuerdo a sus consumos.

Aun cuando este caso de estudio resulta con características muy particulares, el enfoque puede ser trasladado a cualquier grupo de usuarios, casas, zonas residenciales, inclusive comercios, y se pretende que sea aún más general si se estiman mediciones reales de consumos y usos de la energía eléctrica.

Tabla 9. Inversiones y tiempo de retorno de dicha inversión en paneles fotovoltaicos

MEJOR OPCION					
Tipo de casa	Consumo Bimestral	Total pago Anual	Tipo y cantidad de sistemas	Inversion	Tiempo de retorno
1	442.56	\$ 4,192.32	1 sistema de 492 KW-HR-BIMESTRE	\$ 31,539.00	8
2	340.5	\$ 2,476.50	1 sistema de 360 KW-HR-BIMESTRE	\$ 19,720.00	8
5	281.13	\$ 1,465.86	1 sistema de 330 KW-HR-BIMESTRE	\$ 19,540.00	13
4	242.91	\$ 1,246.62	1 sistema de 330 KW-HR-BIMESTRE	\$ 19,540.00	16
3	194.49	\$ 968.88	1 sistema de 330 KW-HR-BIMESTRE	\$ 19,540.00	20

Conclusiones

En este trabajo de investigación se ha descrito con detalle los enfoques que representa el hecho de utilizar estrategias tecnológicas en el consumo de energía eléctrica a través del comportamiento de usuarios residenciales, medidores inteligentes y su aplicación en el entorno de las ahora conocidas como redes inteligentes. Dichas redes representan el nuevo paradigma del mercado eléctrico debido a la incorporación de nuevos elementos, técnicas de control de energía, monitoreo, cobros de energía y modelos económicos para el balance costo de energía-gasto/inversión de los usuarios.

Se detalló la aplicación conocida como *Load Profile Generator* para introducir las características del comportamiento energético de los usuarios basado en técnicas estocásticas, y se ejemplificó a través del planteamiento de casas tipo, considerando consumos promedio, costos tarifarios y costos de inversión-retorno en paneles fotovoltaicos.

Referencias

- Alam, S.M.S., Natarajan, B. & Pahwa, A. (2014), Distribution Grid State Estimation from Compressed Measurements, *IEEE Transactions on Smart Grid*, 5(4), 1631,1642
- CFE Tarifas (2016) *Tarifas para el suministro y venta de energía eléctrica. Comisión Federal de Electricidad.* Última consulta: 22 de septiembre de 2016. http://app.cfe.gob.mx/Aplicaciones/CCFE/Tarifas/Tarifas/tarifas_negocio.asp
- Beckel, C., Sadamori, L., Thorsten, S. & Santini S. (2014), Revealing household characteristics from smart meter data, *Energy*, 78(15), 397-410
- Bucher C. (2014), *Analysis and Simulation of Distribution Grids with Photovoltaics*, Doctoral Thesis, Zürich, ETH Zürich

- Collin, A.J.; Tsagarakis, G.; Kiprakis, A.E. & McLaughlin, S. (2014), Development of Low-Voltage Load Models for the Residential Load Sector, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol.29, No.5, 2180-2188
- Depuru, S. S., Wang, L., Devabhaktuni, V., & Gudi, N. (2011). Smart meters for power grid — Challenges, issues, advantages and status. *2011 IEEE/PES Power Systems Conference and Exposition*. doi:10.1109/psce.2011.5772451
- Grande Vidal E. & Rodríguez Villalón O. (2017), Obtención de perfiles de carga de usuarios individuales en redes de baja tensión utilizando métodos Bottom-Up, *3(2), Verano de la Investigación Científica*
- Richardson, I., Thomson, M., Infield D., & Clifford, C. (2010), Domestic electricity use: A high-resolution energy demand model, *Energy and Buildings*, *42(10)*, 1878-1887
- INEGI (2018) Condiciones Socioeconómicas 2015
<http://www.beta.inegi.org.mx/proyectos/enchogares/especiales/mcs/2015/default.html>
- Jani Mikkola & Peter D. Lund (2014), Models for generating place and time dependent urban energy demand profiles, *Applied Energy* *130*, 256-264
- Paatero, J.V., & Lund, P.D. (2006), A model for generating household electricity load profiles”, *International Journal of Energy Research*, *30*, 273–290
- Junqi Liu, Junjie Tang, Ponci, F., Monti, A. Muscas, C. & Pegoraro, P.A. (2012), Trade-Offs in PMU Deployment for State Estimation in Active Distribution Grids, *IEEE Transactions on Smart Grid*, *Vol.3, No.2*, 915,924
- Swan L.G., & V Ugursal, I. (2009), Modeling of end-use energy consumption in the residential sector: A review of modeling techniques, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *Volume 13, Issue 8*, 1819-1835
- N. Pflugradt, J. Teuscher, B. Platzer & W. Schufft (2013), Analysing low-voltage grids using a behaviour based load profile generator, *International Conference on Renewable Energies and Power Quality (ICREPQ'13)*, Bilbao (España), RE&PQJ, Vol.1, No.11, <https://doi.org/10.24084/repqj11.308>
- Papathanassiou S., Hatziargyriou N. & Strunz K. (2005), A benchmark low voltaje microgrid network, *Proceedings of the CIGRE Symposium: Power Systems with Dispersed Generation*, Athens, Greece, 1-8
- Swan, L. G., & Ugursal, V. I. (2009). Modeling of end-use energy consumption in the residential sector: A review of modeling techniques. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *13(8)*, 1819-1835. doi:10.1016/j.rser.2008.09.033
- Weranga, K. S., Kumarawadu, Sisil & Chandima, D. P. (2014), *Smart Metering Design and Applications*, Singapore: Springer Singapore.