

► Home energy management platform

Plataforma de

GESTIÓN

DE ENERGÍA

al interior del

HOGAR



Por:  Rafael Ordoñez Flores · Guadalupe Brito Sánchez · Luis Claudio García Santander
· José Federico Casco Vásquez · Roberto Morales Caporal

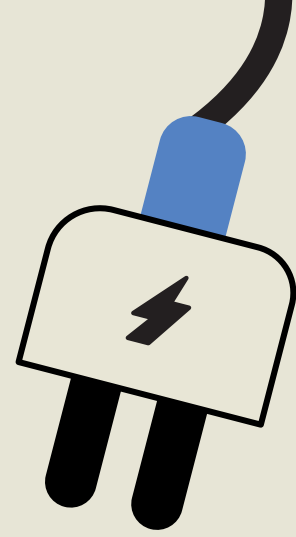


Ordoñez Flores, R., Brito Sánchez, G., García Santander, L. C., Casco Vásquez, J. F. y Morales Caporal, R. (2024). Plataforma de gestión de energía al interior del hogar. *Entorno UDLAP*, 22

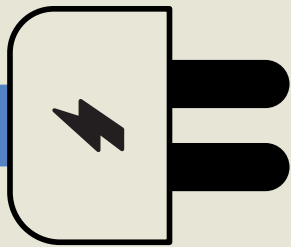
 **Recibido:** 3 de julio de 2023  **Aceptado:** 14 de marzo de 2024

► Home energy management platform

Plataforma de GESTIÓN DE ENERGÍA



al interior del
HOGAR



Por:  Rafael Ordoñez Flores · Guadalupe Brito Sánchez · Luis Claudio García Santander
· José Federico Casco Vásquez · Roberto Morales Caporal



Ordoñez Flores, R., Brito Sánchez, G., García Santander, L. C., Casco Vásquez, J. F. y Morales Caporal, R. (2024). Plataforma de gestión de energía al interior del hogar. *Entorno UDLAP*, 22

 **Recibido:** 3 de julio de 2023  **Aceptado:** 14 de marzo de 2024

RESUMEN

En este trabajo se propone una plataforma para visualizar el consumo energético de una vivienda. Además de alertar sobre consumos excesivos a los usuarios, con el objetivo de reducir despilfarros de energía, esto ayudaría a disminuir el monto total a pagar de la factura de luz. Sin embargo, antes de proponer el uso de la plataforma, es indispensable contar con una previsión de variación de parámetros que afecten al consumo energético (condiciones climáticas externas, previsión de ocupación, factores económicos, etc.), información que servirá para detectar patrones de consumo y prever posibles grados de uso ineficiente.

PALABRAS CLAVE

Sistemas de gestión de edificios

- **Eficiencia energética** • **Perfiles de consumo**
- **Visualización**

ABSTRACT

This work proposes a platform to visualize the energy consumption of a home. In addition to alerting users about excessive consumption to reduce energy waste, this will help reduce the total amount to be paid on the electricity bill. However, before proposing the use of the platform, it is essential to have a forecast of the variation of parameters that affect energy consumption (external weather conditions, occupancy forecast, economic factors, etc.), information that will serve to detect consumption patterns and anticipate possible degrees of inefficient use.

KEYWORDS

Building management systems

- **Energy efficiency** • **Consumption profiles**
- **Visualization**

INTRODUCCIÓN

El consumo de energía eléctrica en viviendas y edificios representa el 40 % de la energía final a nivel mundial. Durante las últimas dos décadas, el consumo en estos sectores ha aumentado un 49 %, junto con las emisiones de gases de efecto invernadero (GEI) que crecieron un 43 % con un promedio de aumento anual del 2 % y el 1.8 %, respectivamente (Xu *et al.*, 2018). Por este motivo, mejorar el uso de energía en edificios significará también ahorros económicos y ambientales.

Una forma eficaz de reducir el gasto eléctrico en viviendas es a través de la visualización e información constante sobre el consumo, pues



UNA FORMA EFICAZ DE REDUCIR EL GASTO ELÉCTRICO EN VIVIENDAS ES A TRAVÉS DE LA VISUALIZACIÓN E INFORMACIÓN CONSTANTE SOBRE EL CONSUMO, PUES DE ESTA MANERA LOS USUARIOS TIENEN LA CAPACIDAD DE GESTIONAR SU USO Y REDUCIR LOS DESPILFARROS ENERGÉTICOS.

de esta manera los usuarios tienen la capacidad de gestionar su uso y reducir los despilfarros. La visualización de los consumos energéticos en viviendas tiene sus inicios en la década de los setenta. Tras la crisis energética, se comenzaron a buscar métodos para mejorar el gasto de energía, como lo señala el trabajo de Dobson (1992), el cual consistía en enviar diariamente a los hogares tarjetas que informaban de su consumo eléctrico. Esta simple medida consiguió una reducción en el consumo que osciló entre 1 % y 9 %.

Planteamiento del problema

En México, los usuarios residenciales reciben una factura bimestral de la Comisión Federal de Electricidad (CFE). Esta factura detalla el consumo total en kilowatts-hora (kWh) y el monto correspondiente a pagar. Sin embargo, carece de información pormenorizada sobre el consumo energético diario y acumulativo durante el periodo de facturación.

Esta ausencia de información detallada puede conducir a un despilfarro de energía. En numerosas ocasiones, los dispositivos eléctricos permanecen encendidos sin que se les esté dando uso. Esto genera un consumo energético excesivo, lo que se traduce en una carga financiera adicional para los usuarios.

Por lo tanto, es esencial abordar esta problemática para fomentar un uso de la energía más eficiente y consciente. La implementación de una plataforma de monitoreo es una medida de ahorro energético pues contribuye a un consumo responsable y consciente.

Solución propuesta

La información constante que se proporciona a los usuarios sobre sus consumos energéticos facilita la administración de su uso y la reducción del desperdicio eléctrico, de acuerdo con Fernández González (2015). De esta manera, los

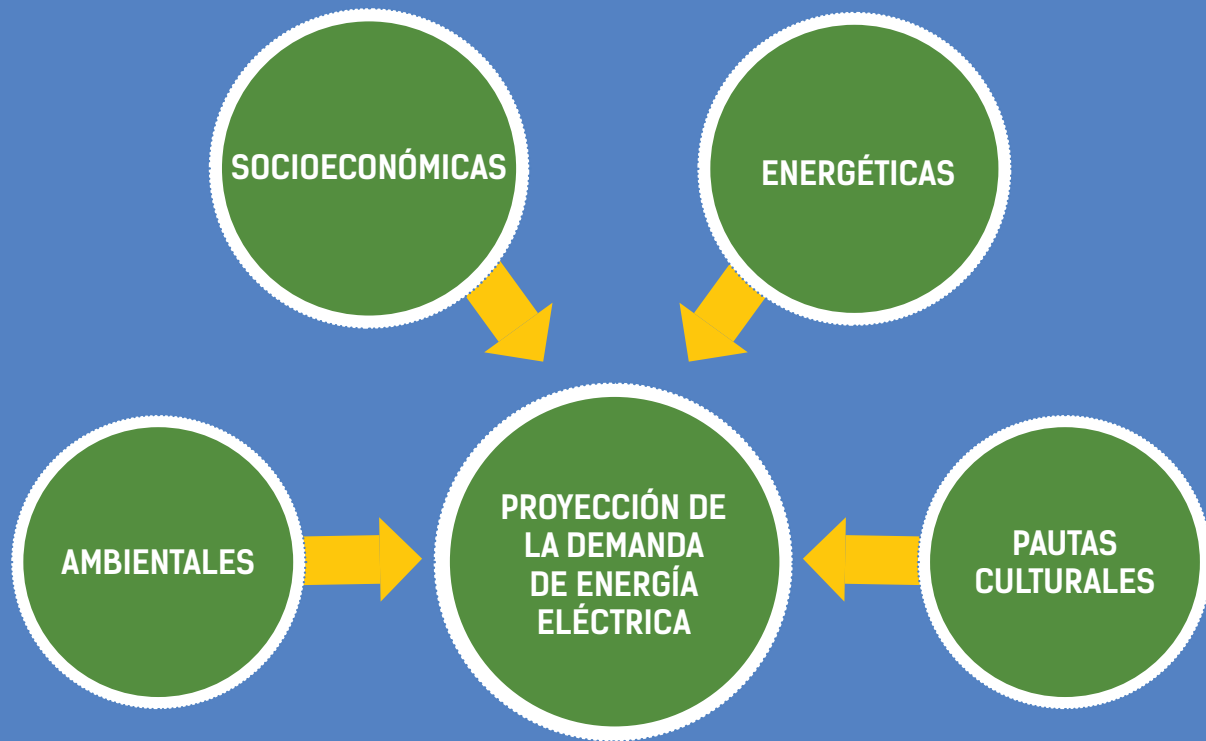


Figura 1. Variables que afectan la curva de demanda.
Fuente: elaboración propia.

ESTE ESTUDIO SE DISTINGUE DE LA MAYORÍA DE LA LITERATURA EXISTENTE AL PROPORCIONAR INFORMACIÓN CONSTANTE A LOS USUARIOS SOBRE SU CONSUMO ENERGÉTICO.

usuarios participan activamente en la gestión de su gasto eléctrico.

Este trabajo incorpora el uso de una plataforma para monitorear el consumo eléctrico en el interior de una vivienda. Hasta el momento, no existen precedentes que satisfagan las amplias necesidades de información sobre el consumo eléctrico diario y analicen el impacto de variables internas y externas que lo afectan. Por lo tanto, este estudio se distingue de la mayoría de la literatura existente al proporcionar información constante a los usuarios sobre su consumo energético, permitiéndoles administrar su uso y reducir el desperdicio eléctrico. Además, reconoce la influencia de variables internas y externas en el consumo eléctrico final.

El artículo está organizado de la siguiente manera: en la primera sección se presenta información sobre variables internas y externas que inciden en un mayor consumo de energía eléctrica. Posteriormente, se muestran los perfiles típicos de consumo residencial y, por último, las conclusiones.

◆◆ METODOLOGÍA

Factores que afectan a la curva de demanda de energía eléctrica

Según los estudios de Fernández González (2015) y Hancevic (2015), la eficiencia en la uti-

lización de la energía eléctrica se ve afectada, en distintos niveles, por ciertas características que se representan de manera esquemática en la figura 1 y se describen a continuación:

- Factores ambientales: incluyen el clima, la temperatura y la humedad.
- Variables socioeconómicas: se refieren al tamaño de la población, las condiciones edilicias, el uso del espacio y la situación económica.
- Aspectos energéticos: contemplan el acceso y abastecimiento, o no, de determinadas fuentes energéticas, el precio de la energía, los artefactos y equipos que la utilizan.
- Pautas culturales: corresponden a las costumbres y comportamientos de la sociedad en relación con el uso de la energía.

Datos y aplicación de modelo

Para la realización de esta investigación, se recopilaron datos de diversas viviendas ubicadas en el municipio de Cuapiaxtla, Tlaxcala. El modelo empleado para este estudio establece el grado de correlación entre las variables internas y externas y su impacto en el consumo eléctrico final. La identificación y el análisis de estas variables son fundamentales para la elaboración de perfiles de consumo pues se desea conocer la influencia de cada variable en el consumo

eléctrico. Para ello se implementó un modelo de regresión lineal múltiple, cuyos resultados se presentan en la ecuación 1.

Para este análisis, y es la variable dependiente (demanda eléctrica), y las variables independientes x_1, x_2, \dots, x_p son factores que influyen en la demanda (temperatura superficial, número de usuarios, precio de la energía, etc.), $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ son las incógnitas de las variables independientes y ϵ el término de error aleatorio.

Posteriormente, los datos de la tabla 1 —recolectados personalmente a través de una encuesta siguiendo la metodología propuesta por Navajas (2011) y Hancevic (2015)— fueron analizados con apoyo de un *software* estadístico que permite ajustar el modelo de regresión con las variables propuestas que inciden en el consumo final de energía.

Para continuar con el análisis, es importante comprender los siguientes criterios, como sugieren Pindyck (2001) y Sweeney (2008).

1. Solo se pueden eliminar las variables con un valor p^1 superior a 0.05, y esto debe hacerse de manera gradual, es decir, una por una. No es válido eliminar dos variables a la vez. Cuando se elimina una variable, se debe ajustar nuevamente el modelo sin incluirla.
2. En la tabla que muestra los valores de p , no se debe considerar el valor de la constante.
3. No se puede validar el modelo ni extraer ninguna información hasta que todas las variables tengan un valor de p igual o superior a 0.05.

Las tablas 2 a la 7 muestran el análisis de correlación de las variables propuestas. Se observa que en la tabla 2, la temperatura superficial (T_s) tiene un valor de $p = 0.877$, por lo que se eliminará del modelo. Siguiendo esta metodología, se descartan los valores de p superiores a 0.05 de las variables hasta encontrar el modelo más adecuado.

En el análisis final, se evidencia que la variable NU (número de usuarios por vivienda) exhibe un valor de p menor a 0.05, como se detalla

¹ El valor p se utiliza para evaluar la hipótesis nula de que el coeficiente es igual a cero (no hay efecto). Un valor p bajo (generalmente menor a 0.05) indica que se puede rechazar la hipótesis nula. En otras palabras, es probable que una variable predictora que tenga un valor p bajo sea una adición significativa al modelo porque los cambios en el valor del predictor se relacionan con cambios en la variable de respuesta.

Por el contrario, un valor p más grande sugiere que los cambios en el predictor no están asociados con cambios en la respuesta 1. En resumen, el valor p se utiliza para determinar la significancia estadística de cada coeficiente en el modelo de regresión.

(ECUACIÓN 1)

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + \epsilon$$

(ECUACIÓN 2)

$$y = 141.5 + 29.48N_U$$

en la tabla 6. Por consiguiente, es el momento propicio para validar el modelo. Para ello, resulta imperativo considerar los coeficientes de determinación R^2 y R^2 ajustado, tal como se presentan en el resumen del modelo en la tabla 6. A partir de este análisis, se obtiene la ecuación 2.

En la ecuación anterior, se muestra que el número de usuarios es la variable que explica el modelo en un 87.30 %, es decir, tiene un mayor predominio en el consumo final de energía eléctrica en una vivienda.

Perfiles de consumo

El análisis del perfil cotidiano típico del consumidor residencial constituye la primordial tarea para definir estrategias de mejora energética. Con el objetivo de obtener la curva diaria de demanda, se utilizó un medidor inteligente de la marca Sonoff S31 Lite Mini. Una vez recopilada la información, se procedió a graficar la curva de demanda, tal como se visualiza en la figura 2.

En el proceso de análisis también se realizaron mediciones de los diversos electrodomésticos presentes en la vivienda. Estas mediciones se compararon y ajustaron con la curva típica de demanda, como se ilustra en la figura 3.

Como se observa, la mayor parte de la demanda eléctrica se acumula entre las 9:00 y las 17:00 horas, además, se observa que el pico de consumo ocurre entre las 19:00 y las 23:00 horas; esto coincide con el mayor uso de sistemas de iluminación debido a la falta de luz natural y la alta ocupación de las viviendas. Por último, una vez que se reconoce la forma en la que se desagrega el uso de equipos eléctricos y los hábitos de consumo frecuentes de los usuarios, se procede a establecer categorías y prioridades de uso para los equipos eléctricos, en el siguiente orden:



UNA FORMA EFICAZ DE REDUCIR EL GASTO ELÉCTRICO EN VIVIENDAS ES A TRAVÉS DE LA VISUALIZACIÓN E INFORMACIÓN CONSTANTE SOBRE EL CONSUMO, PUES DE ESTA MANERA LOS USUARIOS TIENEN LA CAPACIDAD DE GESTIONAR SU USO Y REDUCIR LOS DESPILFARROS ENERGÉTICOS.

Prioridad 1: electrodomésticos esenciales que deben estar en uso constante (refrigeradores, lámparas, wifi).

Prioridad 2: electrodomésticos desplazables o cargar móviles (lavadora, plancha, cargador de celular, etc.).

Prioridad 3: equipos estacionarios (aire acondicionado).

Los electrodomésticos clasificados como prioridad 1 simbolizan el mayor consumo total y, por tanto, el mayor peso en la factura eléctrica del cliente; sin embargo, sus horas de uso no pueden gestionarse ni moverse por ser electrodomésticos de uso imprescindible dentro de una vivienda, por lo que se procede a gestionar los horarios de uso de los electrodomés-

ticos con prioridad 2. Es decir, se trasladará su consumo a horarios de menor demanda, como las horas de la madrugada; esto se logrará mediante la plataforma propuesta, que fue desarrollada en Grafana, un *software* de uso libre, el cual seguirá las instrucciones del algoritmo que se muestra en la figura 4. En la figura 5 se aprecia el tablero diseñado en Grafana que muestra el consumo de una vivienda, la información que se presenta se obtiene de los datos que se recolectaron de los medidores inteligentes y que se programaron para tomar lecturas cada cinco minutos; al detectar un consumo inusual, se envía una alerta al teléfono móvil del usuario como se observa en la figura 6.

Tabla 1. Variables internas (NU, IM, NE) y externas (TS, PE) en el consumo de energía.

Consumo final (kWh)	Número de usuarios NU	Temperatura superficial (°C) TS	Ingresos mensuales (\$) IM	Electrodomésticos NE	Precio de la electricidad PE
522	9	22.2	6000	8	0.796
266	4	22.2	7000	11	0.799
349	4	22.2	7000	7	0.802
333	6	22.2	7500	14	0.805
140	3	22.2	8000	14	0.712
183	3	22.2	10000	16	0.715
79	4	22.2	10500	11	0.718
166	4	22.2	11000	9	0.721
338	3	22.2	14000	15	0.724
165	7	22.2	4000	16	0.727
335	4	22.2	10200	18	0.826
283	2	22.2	8000	14	0.829
157	4	22.2	11000	24	0.796
217	9	26.4	8000	30	0.799
570	4	26.4	8000	26	0.802

Tabla 2. Primer análisis, variable descartada «temperatura superficial».

Término	Coef.	EE del coef.	Valor t	Valor p	FIV
Constante	187	193	0.97	0.333	
PE	31	152	0.20	0.841	1.02
NE	-1.62	1.17	1.38	0.168	1.01
IM	-0.00310	0.00226	1.37	0.171	1.02
TS	-0.95	6.11	0.16	0.877	1.01
NU	29.47	4.67	6.32	0.000	1.01

Tabla 3. Segundo análisis, variable descartada «precio de la electricidad».

Término	Coef.	EE del coef.	Valor t	Valor p	FIV
Constante	164	125	1.31	0.192	
PE	31	151	0.21	0.836	1.02
NE	-1.63	1.17	1.40	0.164	1.01
IM	-0.00309	0.00225	1.37	0.172	1.02
NU	29.48	4.66	6.33	0.000	1.01

Tabla 4. Tercer análisis, variable descartada «número de electrodomésticos».

Término	Coef.	EE del coef.	Valor t	Valor p	FIV
Constante	189.0	33.4	5.66	0.000	
NE	-1.62	1.17	1.39	0.165	1.01
IM	-0.00313	0.00224	1.40	0.162	1.01
NU	29.54	4.64	6.37	0.000	1.01

Tabla 5. Cuarto análisis, variable descartada «ingreso mensual».

Término	Coef	EE del coef.	Valor t	Valor p	FIV
Constante	164.1	28.2	5.82	0.000	
IM	-0.00294	0.00224	1.31	0.190	1.00
NU	29.16	4.64	6.29	0.000	1.00

Tabla 6. Quinto análisis, variable «número de usuarios».

Término	Coef	EE del coef.	Valor t	Valor p	FIV
Constante	141.5	22.4	6.32	0.000	
NU	29.48	4.64	6.35	0.000	1.00

Tabla 7. Resumen del modelo.

S	R ²	R ² (ajustado)	R ² (Pred)
51.8164	87.39 %	87.30 %	87.09 %

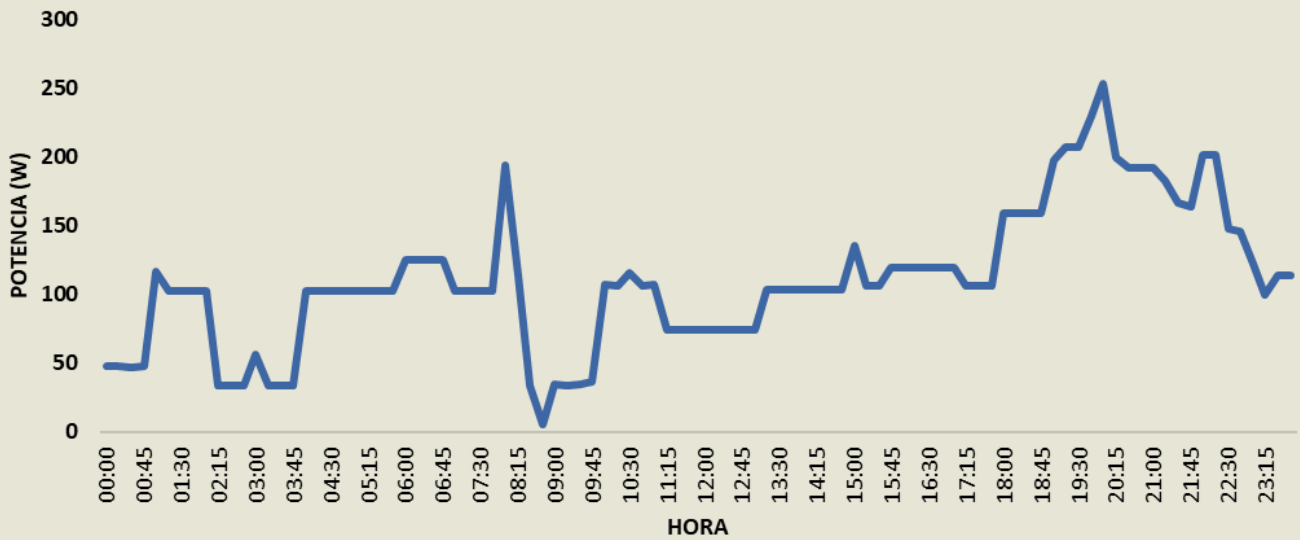


Figura 2. Perfil de consumo típico diario de una vivienda.

Fuente: elaboración propia.

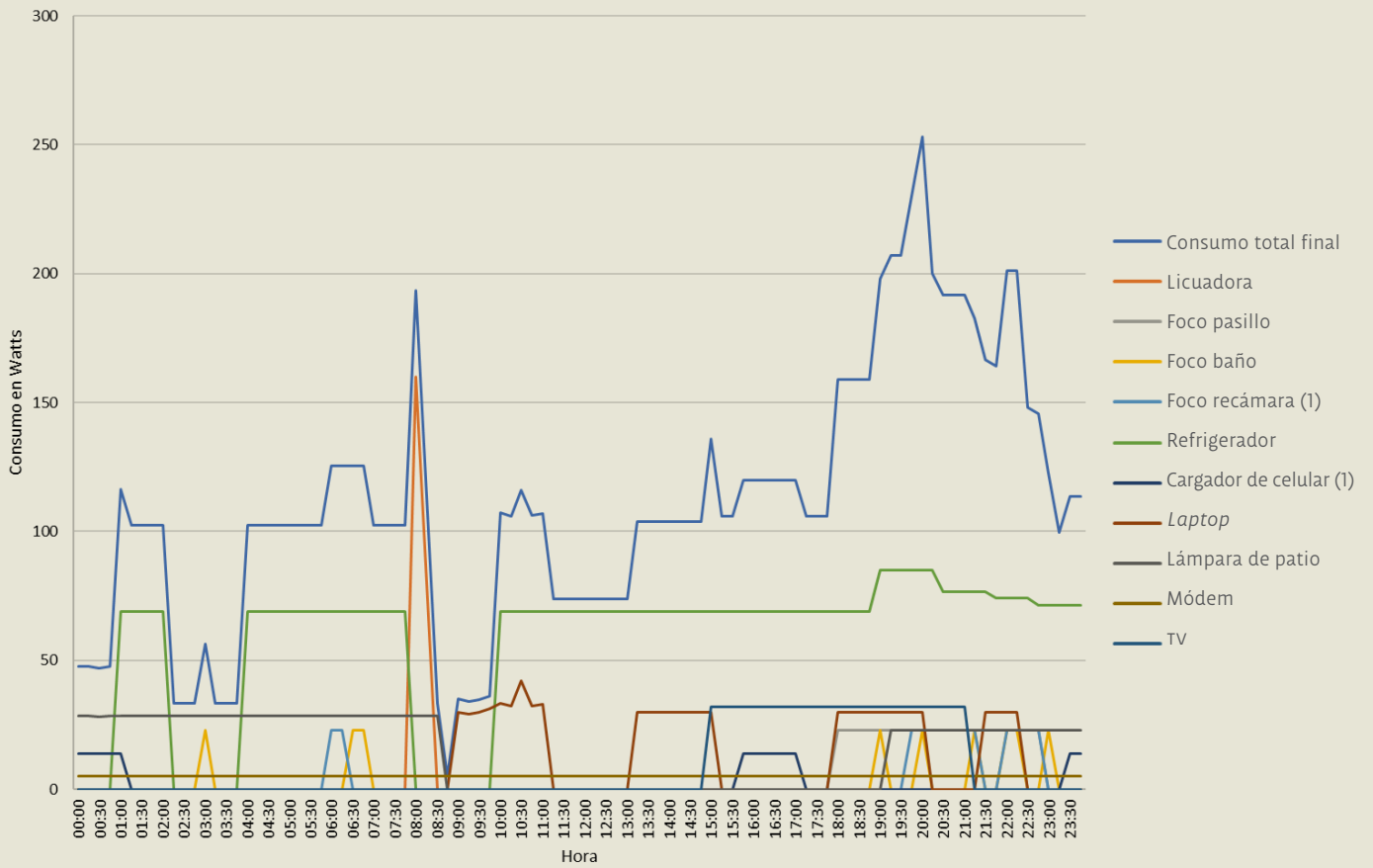


Figura 3. Tiempo de funcionamiento y consumo por equipo eléctrico.

Fuente: elaboración propia.

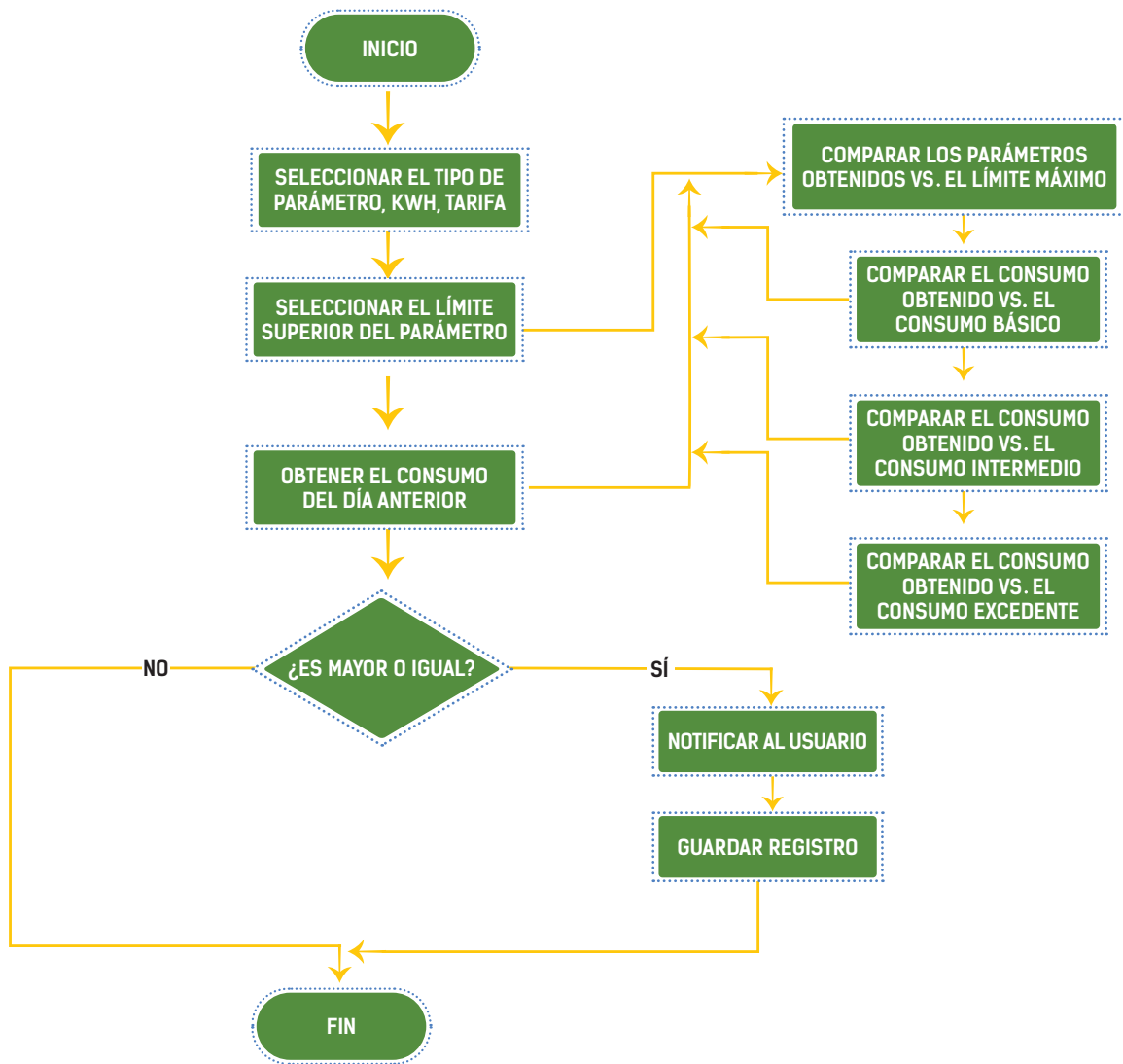


Figura 4. Algoritmo de seguimiento.
Fuente: elaboración propia.

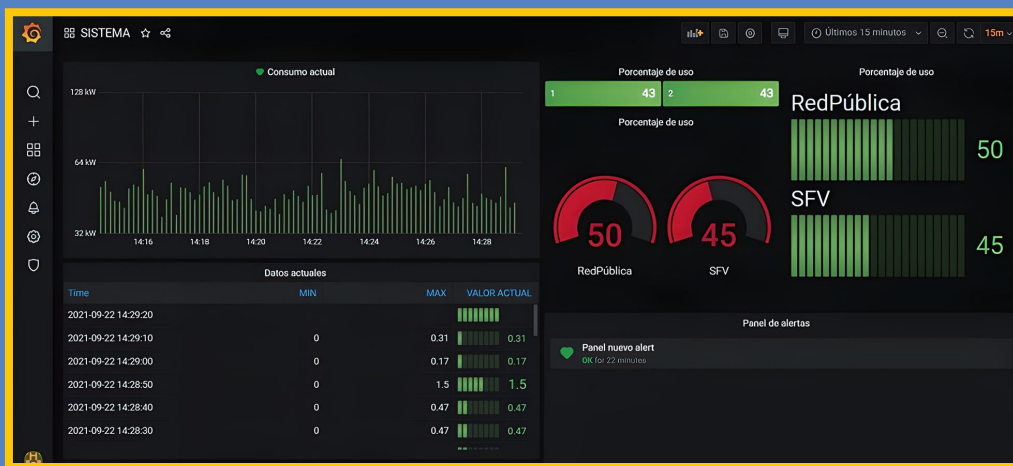


Figura 5. Tablero diseñado en Grafana que muestra los consumos de energía eléctrica.
Fuente: elaboración propia.

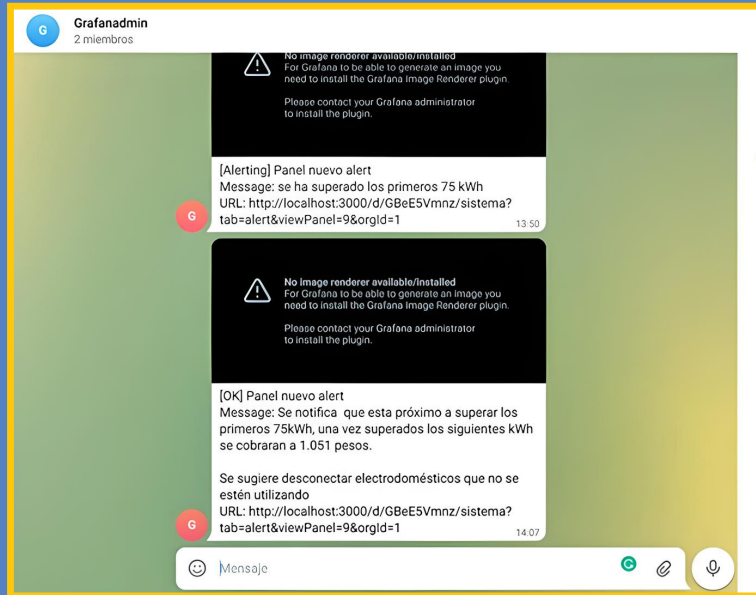


Figura 6. Mensaje de alerta recibido por Telegram.
Fuente: elaboración propia.

RECONOCER
UN PERFIL DE
DEMANDA
RELEVANTE
PERMITE ANALIZAR
LAS DIFERENTES
PROPUESTAS Y
ESTRATEGIAS DE
DESPLAZAMIENTO
DEL CONSUMO
DURANTE EL DÍA.

CONCLUSIONES

La cantidad de eventos y escenarios posibles que genera el consumo de energía eléctrica durante un día se vuelve casi infinita; no obstante, como se muestra en esta investigación, reconocer un perfil de demanda relevante permite analizar las diferentes propuestas y estrategias de desplazamiento del consumo durante el día.

La implementación de una plataforma para visualizar el consumo eléctrico genera los escenarios para comprenderlo, mediante información constante y personalizada, mejorando así el rendimiento energético. Sin embargo, el diseño de la plataforma está limitado a las condiciones y consumo de una sola vivienda, por lo que es importante que su aplicación se extienda a más hogares para contrastar el nivel de ahorro económico y energético. Por otro lado, el estudio analizó la importancia de conocer la influencia de los factores internos y externos predominantes en el consumo de energía eléctrica. Con el modelo propuesto se explica que la demanda de energía se encuentra estrechamente relacionada con el número de habitantes al interior de una vivienda.

REFERENCIAS

- Dobson, J. K. (1992). Conservation effect of immediate electricity cost feedback on residential consumption behavior. *Proceedings of the 7th ACEEE summer study on energy efficiency in buildings*, 2.
- Fernández González, P. (2015). *Técnicas de análisis visual para análisis de la demanda energética en edificios*. España: Universidad de Oviedo.
- Hancevic, P. (2015). Consumo residencial de electricidad y eficiencia energética. Un enfoque de regresión cuantílica. *Scielo*, 897-927.
- Navajas, F. (2011). Tarifa social en los sectores de infraestructura en la Argentina. *Estudios económicos*, 87-90.
- Pindyck, R. S. (2001). *Econometría: modelos y pronósticos*. Ciudad de México: McGraw-Hill.
- Sweeney, W. A. (2008). *Estadística para administración y economía*. Ciudad de México: Learning Editores S. A de C. V.
- Xu, H., König, L. y Cáliz, D. (2018). A Generic User Interface for Energy Management in Smart Homes. *Springer Open*, 2(17), 2.

Agradecimientos

Agradecemos al *Conahcyt* por el apoyo otorgado a la ingeniera Guadalupe Brito Sánchez a través del programa de becas nacionales con clave 2019-000037-02NACF.



Rafael Ordoñez Flores

Doctor en Ingeniería Eléctrica por la Universidad de París 11 (Supélec-Francia, 2007). Profesor de tiempo parcial en la Universidad de las Américas Puebla y profesor-investigador adscrito al Tecnológico Nacional de México campus Apizaco. Sus áreas de interés son automatización y control, electrónica de potencia, calidad y ahorro de energía eléctrica, energías renovables y calentamiento por inducción electromagnética. Miembro del SNII, nivel candidato (2009-2011).
rafael.ordonez@udlap.mx.



Guadalupe Brito Sánchez

Ingeniera electromecánica por el Tecnológico Superior de Tlaxco. Estudiante de posgrado en el Instituto Tecnológico de Apizaco en la maestría en Ingeniería Mecatrónica. Estancias de maestría en la Universidad de Concepción, Chile, donde desarrolla una plataforma para la gestión de la energía eléctrica en viviendas, que considera como datos de entrada, un sistema fotovoltaico y precios dinámicos por horario de la energía.
m19371383@apizaco.tecnm.mx



Luis Claudio García Santander

Doctor en Ingeniería Eléctrica (Supélec-Francia, 2003). Desde 1996 es docente en el Departamento de Ingeniería Eléctrica de la Universidad de Concepción en Chile. Sus áreas de investigación se centran en generación distribuida a base de energías renovables; optimización de la planificación y operación de las redes eléctricas de distribución; continuidad de suministro; *smart grid*; electromovilidad; gestión y eficiencia energética, y medición inteligente. Profesor visitante por seis meses en la UDLAP en 2019.
luis.garcia@udec.cl



José Federico Casco Vásquez

Doctor en Ciencias (Física Aplicada, BUAP). Profesor-investigador adscrito al Tecnológico Nacional de México campus Apizaco. Áreas de investigación: óptica, procesamiento de imágenes, sistemas de control de calidad usando procesamiento de datos y sistemas híbridos (óptico-digitales). Coordinador de posgrado (2014-2016) y jefe de la división de posgrado e investigación (2016-2019). Nivel candidato en el SNII (2015-2017).
federico.cv@apizaco.tecnm.mx



Roberto Morales Caporal

Doctor en Ingeniería Eléctrica por la Universidad de Siegen, Alemania (2007). De 2001 a 2003 fue profesor en la UPIITA, IPN, en la CDMX. Desde 2008, es profesor-investigador adscrito al Tecnológico Nacional de México campus Apizaco, sus áreas de interés de investigación incluyen control digital, control de convertidores de potencia, diseño de *hardware* y el IoT. Es miembro del SNII Conahcyt, nivel II.
roberto.mc@apizaco.tecnm.mx