

ESTIMACIÓN DEL CONSUMO ENERGÉTICO DE UNA VIVIENDA

ENERGY CONSUMPTION ESTIMATE
OF A HOUSE

ESTIMATIVA DO CONSUMO DE
ENERGIA DE UMA CASA

Diego Andrés Bautista López

Facultad de Ingeniería, Escuela de
Ingeniería Electrónica, Semillero de
Investigación S-PERD,
Grupo de Investigación I2E, Universidad
Pedagógica y Tecnológica de Colombia,
diego.bautista03@uptc.edu.co

María Paula Mantilla Arias

Facultad de Ingeniería, Escuela de
Ingeniería Electrónica, Semillero de
Investigación S-PERD,
Grupo de Investigación I2E, Universidad
Pedagógica y Tecnológica de Colombia,
maria.mantilla02@uptc.edu.co

Fecha de Recepción: 10 de marzo de 2020

Fecha de aprobación: 15 de mayo de 2020

Resumen

Este documento presenta los resultados de la comparación entre diferentes técnicas de regresión numérica, las cuales se realizan con el fin de estimar el consumo eléctrico de un hogar mediante una función matemática. Los datos que se utilizaron para la obtención de este modelo matemático fueron datos de consumo por hora, recopilados de hogares del barrio "Cooservicios" de la ciudad de Tunja (Colombia), consiguiendo una predicción en la demanda de energía eléctrica residencial. Los resultados del estudio sugieren que una técnica de regresión basada en la comparación entre el valor promedio de los días anteriores y el valor diario, produce el error cuadrático medio (MSE) más bajo, de esta forma, una vez que el MSE se considera aceptable, es posible utilizar el modelo para pronosticar el consumo de energía con un grado relativo de confianza, mejorando el dimensionamiento de los sistemas de energía renovable, a partir del consumo eléctrico determinado según las predicciones, para la implementación de sistemas eficientes que cubran las necesidades de cada uno de los hogares.

Palabras clave— regresión, dimensionamiento, energía, comparación, pronóstico.

Abstract

This paper presents the results of the comparison between three different numeric regression techniques used to forecast typical

home electric power consumption values. The data used was real life hourly consumption data gathered from homes in the "Cooservicios" community of the city of Tunja (Colombia). The results of the study suggest that a regression technique based on the comparison between the average and daily values yields the lowest Mean Square Error (MSE). Once the MSE is deemed acceptable, it is possible to utilize the model to forecast power consumption with a relative degree of confidence. This comparison is made with the purpose of improving the dimensioning of renewable energy systems, based on the electricity consumption determined according to the predictions, achieving efficient systems that meet the needs of each one of the homes.

Keywords— regression, sizing, energy, comparison, forecast.

Resumo

Este documento apresenta os resultados da comparação entre diferentes técnicas de regressão, que são realizadas com o objetivo de prever o consumo elétrico de uma casa, com base em dados reais obtidos em residências na cidade de Tunja no setor "Cooservicios", estabelecendo uma previsão na demanda de energia elétrica residencial. Dentre as três técnicas utilizadas, verifica-se que a melhor é a terceira, que se baseia na comparação da regressão dos dados médios por hora a cada dia, tendo uma regressão que estima o dia seguinte, bem como a dia anterior e ajustando-se aos dados existentes para reduzir o erro quadrático médio (MSE). Essa comparação é feita com o objetivo de

melhorar o dimensionamento dos sistemas de energia renovável, com base no consumo de eletricidade determinado de acordo com as previsões, alcançando sistemas eficientes que atendem às necessidades de cada uma das residências.

Palavras chave— regressão, dimensionamento, energia, comparação, previsão.

Introducción

Actualmente, en los sistemas que aprovechan la energía solar y que están interconectados a la red eléctrica, se calcula el consumo energético promedio en un día para que esa potencia necesaria sea entregada por un campo solar fotovoltaico en las horas de sol pico (HSP), teniendo en cuenta que en las horas donde no hay energía solar es donde existen los picos más altos de consumo, entre las 6:30 pm a las 11:00 pm.

Las empresas distribuidoras de energía tienen diferentes costos del valor del kilovatio (kW) dependiendo la capacidad de los generadores. A medida que la capacidad de cada generador se ve copada se hace uso de otro proveedor, pero el costo del kW aumenta, debido a que los generadores participan en una bolsa de oferta.

Un sistema que permita tener un consumo constante hará reducir costos en el kW, dado que en horas de bajo consumo se podría almacenar energía que será entregada en las horas donde se presentan los picos de consumo [1].

El diseño y la infraestructura de los sistemas eléctricos a menudo se encuentran en exceso, debido a la ausencia de un modelo que pueda predecir el consumo de energía, hecho que adquiere particular importancia al dimensionar sistemas que aprovechan las energías renovables, como la energía solar o de cualquier otro tipo.

En este sentido, la existencia de un pronóstico preciso optimizaría la infraestructura de dichos sistemas de energía, en cuanto a su generación y transmisión, lo que se traduce en importantes ahorros operativos y de capital, al tiempo que garantiza la satisfacción de la demanda de energía.

El propósito de este trabajo radica en la obtención de una función matemática que pueda predecir el consumo energético de una vivienda por hora de la ciudad de Tunja, la cual es posible obtener mediante regresiones lineales [2], comparando entre diferentes técnicas de regresión numérica con respecto a la disminución del error cuadrático medio.

Este modelo matemático representará la predicción o pronóstico de la demanda de energía residencial, con el fin de contribuir al dimensionamiento de los sistemas de energías renovables sabiendo cuáles son los picos de consumo de un domicilio promedio, y así favorecer la infraestructura y el equipamiento de los mismos [3].

Marco Teórico

El dimensionamiento de los sistemas solares fotovoltaicos se debe realizar estimando el consumo por uso de horas al día de los

electrodomésticos y demás equipos electrónicos, para conseguir una implementación eficiente al emplear la energía solar, sin embargo, el consumo de un hogar no es constante durante todos los días, puesto que, además de variar dependiendo de la hora del día, la variación depende también de la época del año.

La adecuada estimación del consumo energético de un domicilio evitará un sobredimensionamiento en los sistemas de energías alternativas, o sistemas que reduzcan los picos de consumo tomando o entregando energía de la red eléctrica según el caso [4].

Utilizando la teoría de la estimación, se puede tener cierta confianza sobre un intervalo en donde estará la energía consumida por hora, permitiendo conocer la varianza de esa estimación y encontrar el margen de error [5].

En el algoritmo de los modelos de regresión, se pueden distinguir métodos por entrenamiento y predicción, de forma que la regresión lineal múltiple presenta dos procedimientos, construcción de modelos y predicción [2].

El análisis matemático de este estudio proyecta encontrar la distribución de los datos de consumo de energía eléctrica, además del cálculo de los parámetros como varianza y media, donde se determina un intervalo de confianza que establezca en cuáles horas los sistemas deben tomar energía de la red y en cuáles entregarle para obtener un consumo constante por hora, partiendo de una función que describa el consumo diario con el menor error cuadrático medio (MSE).

Para calcular el error cuadrático medio, se tiene en cuenta el siguiente fundamento teórico:

$$f(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_nx^n \quad (1)$$

La ecuación (1) es la forma general de una función polinómica, y se plantea un sistema de ecuaciones de la siguiente forma, teniendo en cuenta que m es el número de pares de datos [6]:

$$S = \begin{bmatrix} a_0m & a_1 \sum x & = & \sum y \\ a_0 \sum x & a_1 \sum x^2 & \dots = & \sum xy \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_0 \sum x^n & a_1 \sum x^{n+1} & = & \sum x^ny \end{bmatrix} \quad (2)$$

Para despejar los coeficientes se tiene:

$$\begin{bmatrix} \sum y \\ \sum xy \\ \vdots \\ \sum x^ny \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_0m & a_1 \sum x & = & \sum y \\ a_0 \sum x & a_1 \sum x^2 & \dots = & \sum xy \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_0 \sum x^n & a_1 \sum x^{n+1} & = & \sum x^ny \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} \quad (3)$$

De igual forma, en el cálculo del error cuadrático medio se utiliza la siguiente ecuación tomada de [2]:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (f(x_i) - y_i)^2 \quad (4)$$

En donde n es el número de datos, Y_i es i-ésimo dato del valor real y $F(X_i)$ es el i-ésimo dato de la estimación.

En la búsqueda del pronóstico energético mediante un modelo matemático, se requiere estimar los valores típicos de consumo de energía eléctrica en el hogar, dado que la estimación por hora, para entregar o tomar energía de la red haciendo que el consumo de un hogar sea constante, logrará que a futuro se pueda reducir el diámetro del tendido eléctrico que genere y transmita energía, disminuyendo los gastos en instalaciones, y evitando que los generadores quienes venden la energía más costosa entren a suplir las necesidades energéticas.

Con el fin de obtener datos válidos para el modelo o función matemática, se realizó un promedio del consumo por hora con todos los datos que se tienen del periodo de tiempo seleccionado, y una vez obtenida la gráfica del consumo promedio, se procede a eliminar los datos de los días que se alejan al comportamiento de dicha gráfica.

De esta forma, al excluir los datos que no siguen un comportamiento similar, se descartan días en los cuales hubo errores en las mediciones o cortes de energía por parte de la empresa de energía de Boyacá EBSA.

Para el modelo del pronóstico que permita predecir el consumo del día siguiente [7], se plantean tres métodos de regresión, encontrando el MSE por día para cada método y comparando estos errores para determinar el más bajo de ellos:

- Regresión del primer día fija: Esta técnica consiste en hacer la regresión del primer día y compararla con los días siguientes, por ejemplo, la regresión del día 2 es

comparada con la regresión del día 1 y la regresión del día 12 o 22 también es comparada con la regresión del día 1, es decir que todos los días se comparan con el primer día.

- Regresión dinámica de los días anteriores: Esta técnica consiste en hacer la regresión de cada día y comparar el día siguiente con el día anterior, por ejemplo, la regresión del día 30 se compara con la regresión realizada del día 29 y la regresión del día 62 se compara con la del día 61, de forma que la regresión del día siguiente tiene en cuenta solo el día inmediatamente anterior.
- Regresión dinámica con memoria: Esta técnica consiste en comparar la regresión del día actual con las regresiones de todos los días anteriores, así, por ejemplo, la regresión del día 100 tiene en cuenta las regresiones del día 1 al día 99.

Resultados

Como material de estudio, se contó con los datos de consumo de energía eléctrica en el periodo del 08 de mayo de 2015 al 08 de mayo de 2016, de ocho mil cuatrocientas cincuenta y siete (8457) viviendas de la ciudad de Tunja en el departamento de Boyacá, Colombia.

Dichos datos corresponden al consumo energético por hora de cada una de las viviendas, con los cuales fue posible determinar el consumo promedio en un día a través de las herramientas de regresión, y así calcular una función que describa con el menor error cuadrático medio (MSE) el consumo diario.

Teniendo como finalidad obtener una función que pueda predecir el consumo de energía eléctrica [8], comparando diferentes modelos para la disminución del error cuadrático medio, se implementó un programa en el software LabView que permitió:

- Tomar los datos de un archivo .prn.
- Promediar los datos por hora.
- Crear una función que realiza la regresión acumulando o no los datos por días.
- Graficar los datos de consumo, predicción

error cuadrático medio y variar el tiempo de ejecución de todo el proceso.

Regresión del primer día fija

Se realizó la regresión de un día y se comparó con el resto de días para obtener las variaciones en el MSE. En la figura 1 se observa la variación del error cuadrático medio de la predicción, teniendo un polinomio de regresión de grado 8 obtenido de los datos del primer día.

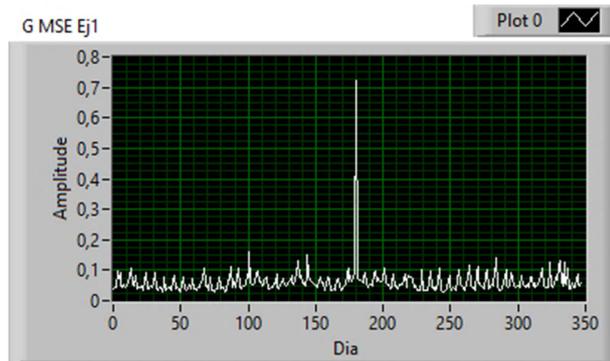


Fig. 1. Variación MSE Regresión fija, polinomio grado 8.
Fuente: Autor.

Regresión dinámica de los días anteriores

Se realizó la regresión promediando los datos por hora de cada día que pasaba, y así, el sistema estaba en la capacidad de predecir

ajustándose a los datos nuevos. Por su parte, se obtuvo el MSE de la predicción y los datos.

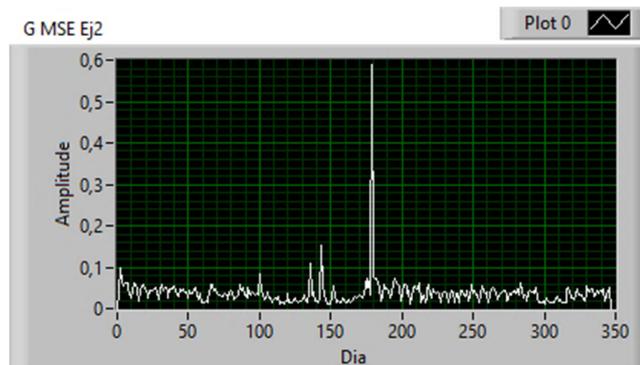


Fig. 2. Variación MSE Regresión dinámica, polinomio grado 8.
Fuente: Autor.

En la figura 2 se observa la variación del error cuadrático medio de la predicción, teniendo un polinomio de regresión de grado 8, obtenido de promediar los datos por día.

Regresión dinámica con memoria

Para este caso se realiza un agrupamiento de la demanda de consumo diaria [8], y se compara con el día siguiente:

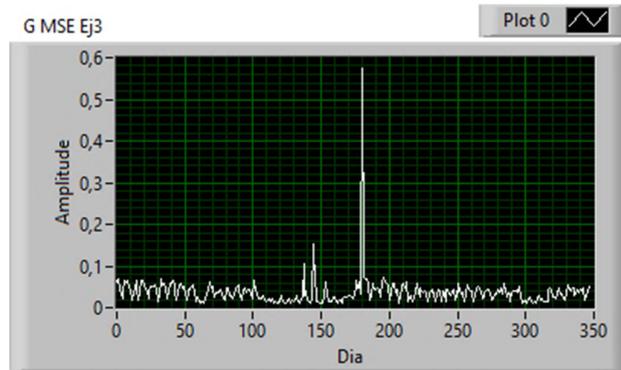


Fig. 3. Variación MSE Regresión dinámica con memoria, polinomio grado 8.
Fuente: Autor.

En la figura 3 se observa la variación del error cuadrático medio de la predicción hecha con la técnica de la regresión dinámica con memoria, teniendo un polinomio de regresión

de grado 8, obtenido del promedio por hora.

En la siguiente tabla se enuncian los promedios del MSE obtenidos para cada técnica:

TÉCNICA	PROMEDIO DEL MSE
Regresión del primer día fija	0.06145
Regresión dinámica de los días anteriores	0.03692
Regresión dinámica con memoria	0.03655

Tabla 1. Valores promedio del MSE por técnica.
Fuente: Autor.

Adicionalmente, se realizó la variación de orden de los polinomios para encontrar cuál es el orden en donde se produce el menor MSE. El resultado de esta variación se observa en la

figura 4 donde “Ej1” se refiere a la regresión fija, “Ej2” a la regresión dinámica y “Ej3” corresponde a la regresión dinámica con memoria.

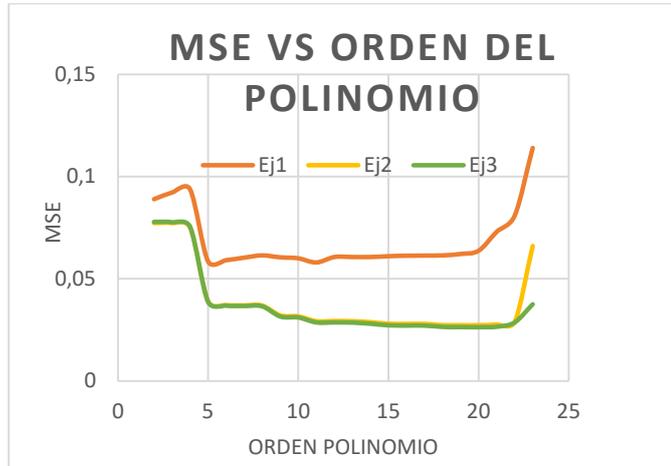


Fig. 4. Variación MSE vs Orden del polinomio.
Fuente: Autor.

De la figura 4, se establece:

- ✓ El valor mínimo de MSE para la primera técnica de regresión se da cuando el orden del polinomio es 5 y su valor es de 0.05848.
- ✓ Para la segunda y tercera técnica, se observa un comportamiento similar, además de tener un coeficiente de correlación alto (0.9404).
- ✓ En estos últimos dos casos el valor mínimo de MSE se da cuando el orden del polinomio es 19 y su valor es de 0.02727, aunque la variación del MSE del orden 19 y 6 es de 0.01.

A continuación, en la figura 5 se observa la interfaz del programa elaborado en LabView para el procesamiento de datos del presente estudio, y la obtención de parámetros matemático que permiten el modelamiento de la función que se requiere:

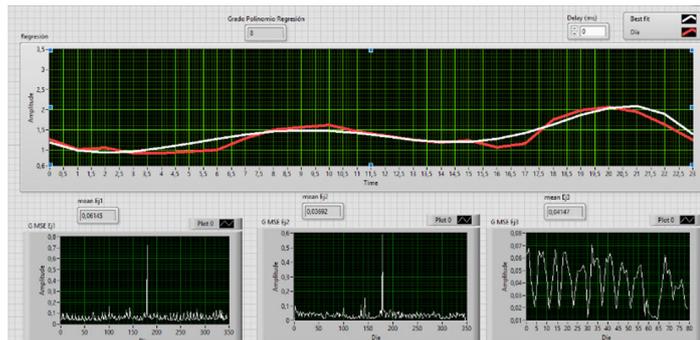


Fig. 5. HMI (Interfaz humano máquina) del programa realizado en LabView.
Fuente: Autor.

Conclusiones

A partir de los datos anteriormente expuestos, es posible determinar una función polinómica que describe el consumo energético de una vivienda durante un día, teniendo en cuenta que existe un límite en el que aumentar el grado del polinomio ya no disminuye el error cuadrático medio.

La importancia de estimar el consumo eléctrico de un sector, radica en la ventaja sobre las predicciones de consumo que es posible realizar a través de los diferentes tipos de regresiones, considerando que el mejoramiento de estas estimaciones, reflejado en la disminución del error cuadrático medio, se da al tener en cuenta los días anteriores y el día siguiente, es decir, utilizando un sistema que aprende de sí mismo, con respecto a los datos que evalúa de los días de consumo eléctrico.

Realizar una regresión que se vaya ajustando a los datos, hace que se reduzca el error cuadrático medio, en relación a una regresión fija, sin embargo, en este tipo de regresión se puede implementar un polinomio de bajo orden (5) y se obtendrá un mejor MSE, pero existe un límite en el cual aumentar el grado del polinomio ya no disminuye el MSE.

Por otra parte, en la regresión dinámica existe una ventana de orden de polinomio que se puede implementar de grado 6 a 22, en donde equivale implementar un polinomio de grado 22 o 14, además, implementar una regresión dinámica en la que su primer estado comience con el promedio de los datos, reduce el MSE.

Las predicciones de consumo eléctrico generadas a partir de las regresiones, ya sean

fijas o dinámicas, favorecen el dimensionamiento de sistemas en temas de energías renovables, al dar la posibilidad de calcularlos de una mejor manera, para que estos sean más exactos a la hora de comprar los componentes necesarios en su instalación, puesto que se toma en cuenta el consumo eléctrico que se tendrá y de esta forma se implementa un sistema que logre satisfacer esa necesidad sin que se presente un sobredimensionamiento.

Referencias

- [1] A. Mohamed y H. Dag, "Power Consumption Estimation using In-Memory Database Computation", HONET-ICT, 2016, pp. 164-169.
- [2] V. Kantikoon y V. Kinnares, "The Estimation of Electrical Energy Consumption in Abnormal Automatic Meter Reading System using Multiple Linear Regression", International Conference on Electrical Machines and Systems, 2013, pp. 826-830.
- [3] M. Bucher y A. Davydova, "Estimation of Electrical Energy Demand by Electric Vehicles from Households: A UK Perspective", IEEE NW Russia Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering, 2015, pp. 159-164.
- [4] K. Chiteka y C. Enweremadu, "Development of a Solar Photovoltaic System Sizing Application for Zimbabwe", International Conference on Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT), 2016, pp. 1018-1023.

- [5] A. Azadeh, et al., "Electrical Energy Consumption Estimation by Genetic Algorithm", IEEE ISIE, 2006, pp. 395-398.
- [6] R. M. Bethea, et al., "Statistical methods for engineers and scientists", M. Dekker, 1985.
- [7] G. Accetta, et al., "Energy Production Estimation of a Photovoltaic System with Temperature-dependent Coefficients", IEEE Int. Conf. Sustain. Energy Technol. ICSET, 2012, pp. 189-195.
- [8] M. Madrigal, et al., "Estimation of Technical Energy Losses in Electrical Distribution Systems", IEEE Latin America Transactions, Vol. 13, No. 10, pp. 3311-3316, Octubre 2015.