

Predicción del consumo de energía para climatización en viviendas de clima tropical: un caso de estudio

Jorge Cárdenas-Rangel¹, Julián Jaramillo-Ibarra², German Osma-Pinto³

¹Grupo de Investigación en Sistemas de Energía Eléctrica - GISEL, Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones – E3T, Universidad Industrial de Santander, Colombia. Email: jolucara22@gmail.com

²Grupo de investigación en Energía y Medio Ambiente - GIEMA, Escuela de Ingeniería Mecánica, Universidad Industrial de Santander, Colombia. Email: jejarami@uis.edu.co

³¹Grupo de Investigación en Sistemas de Energía Eléctrica - GISEL, Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones – E3T, Universidad Industrial de Santander, Colombia. Email: gealosma@uis.edu.co

Resumen

Las edificaciones en climas tropicales tienen altos consumos de energía, especialmente en climatización, lo que incrementa las emisiones de gases contaminantes. La predicción de este consumo suele hacerse con herramientas de simulación energética, que requieren datos complejos y experticia, complicando el trabajo de los diseñadores. Este estudio desarrolla un modelo de predicción basado en datos para una vivienda de ingresos medios en Bucaramanga, Colombia, utilizando algoritmos de regresión lineal (RL) y máquina de soporte vectorial (MSV). Los datos para entrenar los modelos se obtuvieron de simulaciones energéticas paramétricas en JEPlus. Los resultados indican que el algoritmo de MSV supera al de RL en términos de coeficiente de correlación y métricas de desempeño. Además, se observó que un aumento en la cantidad de datos mejora la calidad del modelo.

Palabras clave: Predicción de consumo energético en edificios, Simulación energética de edificaciones, Machine Learning.

Abstract

Buildings have high energy consumption and large emissions of polluting gases. In tropical climates, air conditioning consumption is one of the critical consumptions. Commonly, the prediction of air conditioning consumption is carried out using energy simulation tools. These tools have high data and expertise requirements, which represents a greater effort for building designers. In this research work, a prediction model of air conditioning consumption is established from the data approach, using different data sizes and the linear regression algorithms - RL and support vector machine - MSV for a middle-income home located in the city of Bucaramanga, Colombia. The data for training the models were obtained from parametric energy simulations carried out in JEPlus. The results of the correlation coefficient and the performance metrics reveal that the MSV algorithm presents better results than the RL algorithm.

Keywords: Energy consumption prediction in buildings, Building Energy Simulation, Machine Learning.

1. Introducción

Dentro del sector de las edificaciones, los edificios residenciales presentan los mayores consumos energéticos. Bajo condiciones de clima tropical, el consumo de climatización es crítico. Este se encuentra determinado por diferentes factores relacionados con el clima, el edificio y su uso [1]

Para reducir el consumo energético por climatización, es común que los equipos de diseño apoyen su toma de decisiones basándose en herramientas de software llamadas herramientas de simulación energética. Estas herramientas permiten predecir el desempeño energético de una edificación a través de un modelo energético que tiene en cuenta la características de la

edificación a construir. No obstante, la obtención del modelo energético representativo de la edificación puede ser un proceso tedioso y demorado, debido a la cantidad de datos y experticia requerida por parte del usuario. Por tal motivo, los equipos de diseño requieren de herramientas simplificadas que les permitan predecir el consumo energético de manera más sencilla.

La literatura muestra que cada vez más, los investigadores tienen a obtener modelos de predicción de energía a partir de algoritmos basados en datos. Este artículo reporta los resultados preliminares de una investigación que busca establecer un modelo de predicción de energía de climatización para una vivienda de clima cálido tropical a partir de la

consideración de los algoritmos de regresión lineal y máquina de soporte vectorial – MSV.

Para alcanzar este objetivo, los autores primero obtuvieron una base de datos sintética con 500 muestras distribuidas uniformemente. Posteriormente, consideraron diferentes tamaños muestrales para evaluar la dependencia de los modelos con respecto a la cantidad de datos disponibles. Finalmente, se presentan las conclusiones de este estudio.

2. Metodología

El desarrollo de esta investigación involucró un proceso de tres fases: i) modelado energético, ii) obtención de los datos de entrada y iii) entrenamiento y evaluación de modelos de predicción.

2.1. Modelado energético

Los datos de entrada para el entrenamiento de los modelos de predicción son totalmente sintéticos. Por esta razón, los autores tuvieron que obtener el modelo energético representativo de la vivienda objeto de estudio.

La vivienda objeto de estudio forma parte de un edificio residencial de media altura y está ubicada en la última planta. Pertenece a la categoría de ingresos medios y cuenta con un área de aproximadamente 56 m² y tres habitaciones. Los muros exteriores son principalmente de tipo pantalla, contruidos en concreto reforzado. La cubierta es de concreto sólido con un acabado oscuro. Las ventanas tienen vidrio convencional de 4 mm de espesor. La vivienda cuenta con sistema de climatización en la habitación principal. El modelo energético de la vivienda fue obtenido en la herramienta DesignBuilder V6 [2].

Los autores decidieron integrar en el modelo un sistema de climatización estándar, recomendado por ASHRAE 90.1 de 2019 [3] con el objetivo de que las predicción de energía consideren el impacto de todas las características del edificio, incluyendo aquella de naturaleza pasiva, relacionadas con el diseño arquitectónico y la materialidad de la vivienda. La Figura 1 presenta el modelo energético representativo de la vivienda objeto de estudio.

2.2. Obtención de los datos de entrada

A partir del modelo energético de la vivienda, y mediante el uso del aplicativo JEPLUS [4] se llevaron a cabo simulaciones paramétricas considerando la variación de parámetros como valor U de los muros exteriores, conductividad del vidrio, profundidad del voladizo de sombreado sobre las ventanas exteriores, absorción térmica de la cubierta y orientación. Estas simulaciones permitieron obtener una muestra uniformemente distribuida de 500 viviendas con la misma geometría de la vivienda objeto de estudio, pero

diferentes configuraciones de los parámetros anteriormente mencionados.

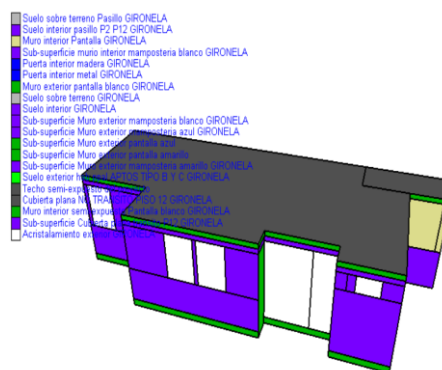


Figura 1. Modelo energético representativo de la vivienda objeto de estudio. Elaboración propia.

2.3. Entrenamiento y evaluación de los modelos

Como se comentó anteriormente, los autores usaron los algoritmos de regresión lineal y máquina de soporte vectorial para el entrenamiento de modelos de predicción. Como variable dependiente se seleccionó el consumo de climatización de la vivienda. La distribución usada de los datos de entrada fue 80% para entrenamiento y 20% para prueba. Para la evaluación del rendimiento de los modelos se tomaron métricas como el coeficiente de determinación (R^2), error absoluto medio (MAE) y la raíz del error cuadrático medio (RMSE).

Con el propósito de validar la relación entre la calidad de la predicción y el tamaño de la muestra (N), se consideraron tres diferentes tamaños de muestra: 100, 200 y 500.

3. Resultados

Esta sección presenta los resultados de entrenamiento y evaluación de los modelos de predicción del consumo de climatización obtenidos a partir del algoritmo de regresión lineal y máquina de soporte vectorial considerando tres diferentes tamaños muestrales.

3.1. Caso N=100

Los resultados de las métricas de rendimiento para el tamaño de muestra de 100 son mostrados en la Tabla 1.

Tabla 1. Métricas de rendimiento para un tamaño muestral de 100.

Métrica	RL	MSV
R^2	0.974	0.811
MAE	334.804	781.832
RMSE	418.829	1136.992

Las gráficas de predicciones versus valores reales para un tamaño muestral de 100 son mostradas en la Figura 2.

Los resultados muestran un mejor ajuste para el caso de la regresión lineal. En este caso el coeficiente de correlación alcanza un valor de 0.974. No obstante,

métricas como el MAE y el RMSE presenta valores elevados.

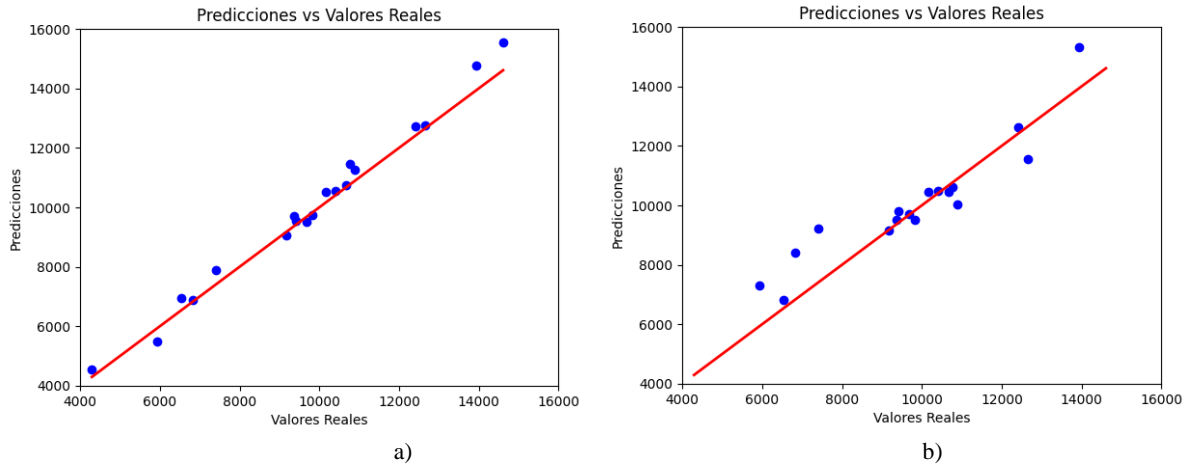


Figura 2. Gráfica de predicciones versus valores reales para N=100 para a) RL y b) MSV.

3.2. Caso N=200

Los resultados de las métricas de rendimiento para el tamaño de muestra de 200 son mostrados en la Tabla 2.

Tabla 2. Métricas de rendimiento para un tamaño muestral de 200.

Métrica	RL	MSV
R^2	0.982	0.982
MAE	353.569	355.583
RMSE	422.883	418.443

Las gráficas de predicciones versus valores reales para un tamaño muestral de 200 son mostradas en la Figura 3.

Las métricas de desempeño para la regresión lineal muestran que, aunque se produjo una leve desmejora en los resultados del MAE y el RMSE, el valor del coeficiente de correlación ascendió a 0.982, lo que indica un mejor ajuste del modelo bajo condiciones de N=200. El coeficiente de correlación para el modelo generado a partir del algoritmo de MSV mejoró un 21% con respecto al del caso N=100.

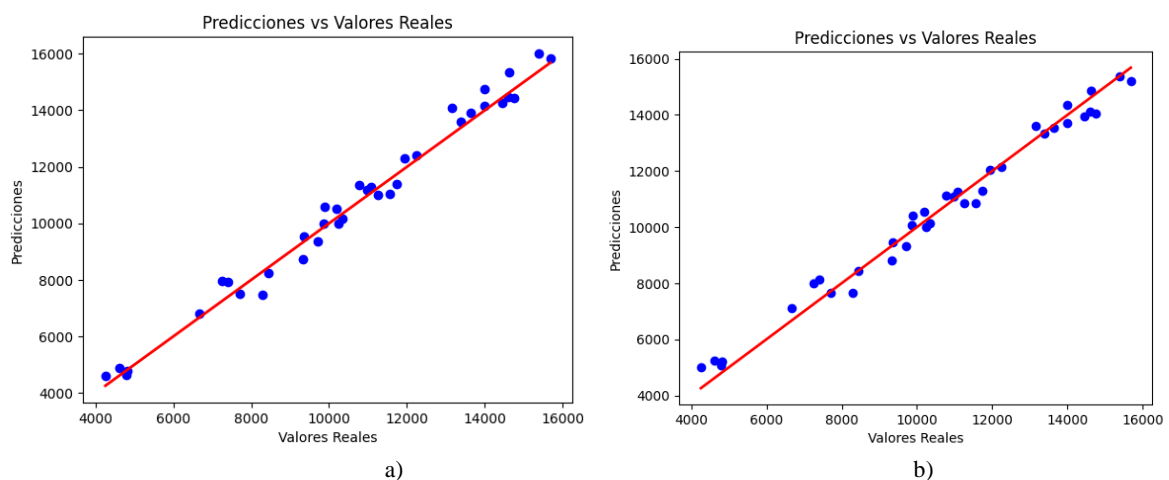


Figura 3. Gráfica de predicciones versus valores reales para N=200 para a) RL y b) MSV.

3.3. Caso N=500

Los resultados de las métricas de rendimiento para el tamaño de muestra de 500 son mostrados en la Tabla 3.

Tabla 3. Métricas de rendimiento para un tamaño muestral de 500.

Métrica	RL	MSV
R^2	0.983	0.985
MAE	321.639	287.909
RMSE	382.592	366.706

Las gráficas de predicciones versus valores reales para un tamaño muestral de 500 son mostradas en la Figura 4.

Las métricas de rendimiento presentan una mejora con respecto al caso $n=200$. No obstante, La mejora en el coeficiente de correlación para el algoritmo con mejor desempeño solo es del 0,3%.

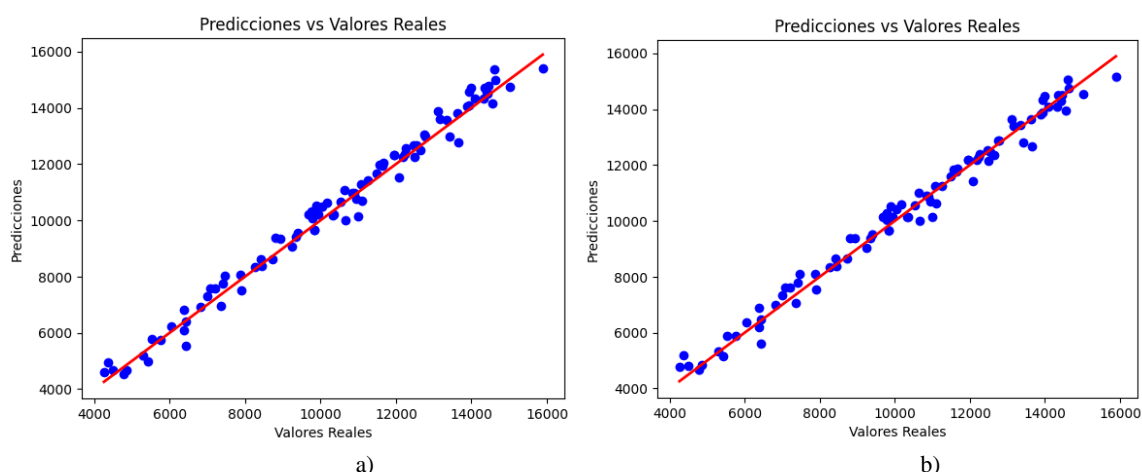


Figura 4. Gráfica de predicciones versus valores reales para N=500 para a) RL y b) MSV.

4. Conclusiones

De acuerdo con los resultados del coeficiente de correlación, un aumento en la cantidad de datos mejora significativamente la calidad del modelo obtenido bajo el algoritmo de MSV. El algoritmo de regresión lineal presentó resultados similares en todos los escenarios de disponibilidad de datos.

Los resultados del Error Absoluto Medio (MAE) y la Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE) para todos los tamaños muestrales, aunque mejoraron significativamente con el aumento en la cantidad de muestras, aún pueden ser objeto de mejora a partir de un aumento en la cantidad de muestras.

Un aspecto que no se analizó en este trabajo fue el impacto de las características de entrada sobre la calidad de la predicción. Es posible que una selección adecuada de características mejore los parámetros de rendimiento del modelos. El estudio de la influencia de las características será objeto de una trabajo posterior.

5. Agradecimientos

Los autores desean agradecer a la Vicerrectoría de Investigación y Extensión de la Universidad Industrial de Santander (Proyecto 3945).

6. Referencias

- [1] REN21, “Renewables 2021 global status report 2021,” 2021. [Online]. Available: https://www.ren21.net/reports/global-status-report/?gclid=Cj0KCQiA2sqOBhCGARIsAPuPK0g0nrx0ZaeQQa29dGxczDwzkw05v-hELBhCdYjVjQfb3iekZhfdgzlaAsyGEALw_wcB.
- [2] J. Cárdenas-Rangel, G. Osma-Pinto, and J. Jaramillo-Ibarra, “Energy characterization of residential and office buildings in a tropical location,” *Heliyon*, vol. 9, no. 5, 2023, doi: 10.1016/j.heliyon.2023.e16048.
- [3] R. and A.-C. E.-A. American Society of Heating, “Standard 90.1 | ashrae.org.” <https://www.ashrae.org/resources--publications/bookstore/standard-90-1> (accessed Nov. 12, 2016).
- [4] I. Korolija, L. Marjanovic-Halburd, Y. Zhang, and V. I. Hanby, “UK office buildings archetypal model as methodological approach in development of regression models for predicting building energy consumption from heating and cooling demands,” *Energy Build.*, vol. 60, pp. 152–162, 2013, doi: 10.1016/j.enbuild.2012.12.032.