



Modelo Machine Learning para la estimación de valores de radiación solar en superficie, basado en registros satelitales y estaciones actinométricas en el departamento de Vichada zona rural del municipio de Puerto Carreño.

Machine Learning model for the estimation of surface solar radiation values, based on satellite records and actinometric stations in the department of Vichada, rural area of the municipality of Puerto Carreño.

Pedro Miguel Cano Perdomo, José John Fredy González Veloza
Fundación Universitaria Los Libertadores. Bogotá, Colombia
Facultad de Ingeniería y Ciencias Básicas
Especialización en Estadística Aplicada

RESUMEN

Las energías renovables han sido la nueva prioridad en las agendas de desarrollo político, económico y social a nivel mundial, Colombia no ha sido ajena a este cambio de paradigma en la generación de soluciones energéticas para las poblaciones más vulnerables. Debido a que Colombia tiene gran parte de su población no interconectada a la red nacional. Esta situación ha llevado a las poblaciones que carecen de estos servicios básicos, a buscar alternativas para suplir sus necesidades energéticas, buscando soluciones integrales que provean a estas áreas apartadas no interconectadas seguridad energética, alimenticia e hídrica.

La importancia de tener valores precisos de radiación solar en superficie, en cualquier zona del país, es indispensable para múltiples disciplinas, sin embargo, existen pocos registros disponibles, debido a las grandes extensiones de tierra que posee el departamento de Vichada, y a la insuficiente cantidad de estaciones especializadas en la recolección de esta magnitud física. Colombia debido a su posición geográfica es una potencia en recursos naturales para la generación de energía, al estar ubicado en el ecuador, recibe gran cantidad de radiación solar durante todo el año, esta radiación es de vital importancia para la generación de energía fotovoltaica y energía térmica, que se han consolidado como una alternativa cada vez más fuerte para dar soluciones a problemas energéticos a lo largo y ancho del país.

Palabras clave: Colombia 1, Vichada 2, Radiación solar 3, Machine Learning 4, Regresión

ABSTRACT

Renewable energies have been the new priority in the political, economic and social development agendas worldwide. Colombia has not been immune to this paradigm shift in the generation of energy solutions for the most vulnerable populations. Due Colombia has a large part of its population not interconnected to the national network. This situation has led populations that lack these basic services to seek alternatives to meet their energy needs, seeking comprehensive solutions that provide these remote, non-interconnected areas with energy, food and water security.

The importance of having precise values of solar radiation on the surface, in any area of the country, is essential for multiple disciplines, however, there are few records available, due to the large areas of land that the department of Vichada and the insufficient quantity of stations specialized in the collection of this physical magnitude. Colombia, due to its geographical position, is a powerhouse in natural resources for energy generation, being located on the equator, it receives a large amount of solar radiation throughout the year, this radiation is of vital importance for the generation of photovoltaic energy and energy thermal, which have established themselves as an increasingly strong alternative to provide solutions to energy problems throughout the country.

Keywords: Colombia 1, Vichada 2, solar radiation 3, Machine Learning 4, Regression 5.

INTRODUCCIÓN

La radiación solar es la energía emitida por el sol, esta se propaga en forma de ondas electromagnéticas a través del espacio y llega a la superficie terrestre después de atravesar la atmosfera, se considera la fuente de energía más abundante e importante para la vida en la tierra, es la causa de fenómenos naturales y de reacciones químicas para el crecimiento de plantas y animales. La energía captada por la tierra proveniente del sol es la principal fuente de energía renovable que tenemos disponible, la cantidad de energía que es captada anualmente es aproximadamente 1.6 millones de kWh, la cual es mucho más de lo que se consume mundialmente [1]. Con el fin de disminuir la dependencia de la energía eléctrica producida por fuentes no renovables el uso de la energía solar ha cobrado gran importancia en los últimos años, prueba de ello es el aumento de los sistemas solares fotovoltaicos - FV como parte de la generación de energía eléctrica, según Enerdata en el año 2019 la generación de energía eléctrica a partir de energía solar tuvo un aumento del 24 % con respecto al año 2018 [2].

Con la alta demanda de energía eléctrica actualmente, ha surgido un gran interés a nivel mundial por integrar a la red eléctrica sistemas de energía solar, con el fin de mejorar la calidad suministrada en algunos sitios y reducir los costos asociados a la dependencia de la red eléctrica convencional. Sin embargo, la implementación de estos sistemas presenta un obstáculo, el dimensionamiento de un sistema FV está estrechamente relacionado con las condiciones climáticas [3], por lo cual se requieren fuentes de datos confiables que permitan hacer un pronóstico del recurso solar. Gracias al Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM) se cuenta con datos de irradiancia medida en diferentes estaciones meteorológicas de Colombia, pero no cualquier usuario tiene acceso a estos datos, por lo que se hace necesario contar con una fuente adicional que permita obtener datos fiables y que proporcionen información para realizar la estimación de los valores en tierra. Una alternativa, es el acceso que tienen los usuarios a los datos de la base de datos PowerViewer de la NASA, pero para que se puedan usar se debe reducir el error en la medición de la radiación solar tomada por satélite y registrada en la base de datos.

El presente trabajo propone dos modelos de regresión lineal de la radiación promedio diaria reportada por el satélite obteniendo un modelo de distribución normal que predice los valores de la radiación diaria con sus máximos y mínimos tomando como referencia los valores registrados por el IDEAM en las diferentes estaciones meteorológicas de Colombia. Por esta

razón, se proponen dos modelos que puedan ser usados como herramienta de planeación para el diseño de sistemas FV, para lo cual se hace uso del lenguaje de programación Python y R. Cada modelo fue trabajado en 4 etapas: 1. Lectura y procesamiento de los datos medidos en tierra (IDEAM), 2. Apertura y procesamiento de los datos proporcionados por la base de datos PowerViewer, 3. Pronóstico de datos mediante Machine Learning, 4. Análisis de resultados.

REFERENTES TEORICOS

La predicción de la radiación solar brinda la posibilidad de optimizar el funcionamiento de los sistemas alimentados por energía solar, mejorar la calidad, optimizar los costos de producción y estimar la cantidad de energía que puede entregar el sistema. Anteriormente se han realizado varios estudios similares a los que se realizaron en este trabajo.

En [4] el autor utilizó datos meteorológicos almacenados en ficheros GRIB y netCDF para generar un modelo predictivo en Python usando la librería sklearn, específicamente se usó el método de regresión lineal entre diferentes datos de irradiancia, en el que se consiguió un coeficiente de determinación de 0,82 y un error absoluto medio de 4,16.

En [5] se generó un modelo estadístico para la estimación de radiación solar aplicando datos meteorológicos alternos. Los datos que se emplearon para el estudio fueron suministrados por el IDEAM, de una estación que cuenta con la medición de radiación solar, temperatura, humedad relativa y hora de sol. Se emplearon regresiones estadísticas °Angstrom-PreScott y Gueymard, en las cuales se evidencio poca relación entre las variables, el mejor ajuste logrado fue mediante la regresión lineal entre la humedad relativa y la radiación solar con un coeficiente de determinación de 11.14 %.

En [6] el autor propone un modelo de predictor híbrido implementado en etapas de clasificación-agrupamiento usando Lógica Difusa y para la estimación Redes Neuronales y Maquinas de Vectores de Estado, el objetivo principal fue crear un modelo que tuviera en cuenta las condiciones geográficas de Colombia. Las variables de entrada al modelo incluyeron temperatura, velocidad del viento, índice de claridad, precipitación total, humedad relativa y presión atmosférica, todas estas obtenidas de la base de datos PowerViewer de NASA. Los coeficientes de correlación obtenidos por este modelo se encuentran cercanos a 1 y el error cuadrático medio (RMSE) se encuentra entre 0.04 y 0.09, demostrando que en general el modelo muestra un rendimiento aceptable en todas las ciudades evaluadas.

En [7] se propone un modelo para predecir radiación solar horaria utilizando regresión lineal y redes neuronales. Se utilizaron como variables de entrada al modelo radiación solar obtenida con modelos matemáticos, temperatura, presión atmosférica y humedad relativa. Se compararon los modelos aplicados para determinar cuál se ajustaba de mejor manera con datos provenientes de cinco estaciones meteorológicas de Tucumán, Argentina. Los resultados obtenidos muestran que se logró un error promedio de 11 % con regresión lineal y 7.84 % con redes neuronales.

METODOLOGÍA

El presente trabajo propone un modelo que permita reducir el error en la medición de la radiación solar tomada de la base de datos PowerViewer tomando como referencia los datos registrados por el IDEAM en sus estaciones meteorológicas cercanas a la región geográfica de interés, obteniendo de esta propuesta un modelo de distribución normal para la radiación solar y su desviación estándar en un día en particular y un modelo de regresión lineal para la estimación del valor promedio diario.

Los datos meteorológicos usados para generar el modelo propuesto en este trabajo fueron obtenidos de la base de datos del Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM) y de la base de datos PowerViewer de la NASA, los cuales están contenidos en archivos formato CSV y netCDF respectivamente. Se tomaron como referencia los datos de mediciones de radiación solar, índice de claridad y temperatura en las estaciones meteorológicas ubicadas en las ciudades principales de Colombia. La ventana de tiempo empleado en este trabajo está comprendido entre el 4 de Diciembre de 2014 al 31 de Agosto de 2020.

El desarrollo del modelo propuesto se realiza en 4 etapas: 1. Apertura y procesamiento de los datos medidos en tierra (IDEAM), 2. Apertura y procesamiento de los datos proporcionados por la base de datos PowerViewer, 3. Pronóstico de datos, 4. Análisis de resultados. Los detalles de cada etapa se describen en las siguientes secciones.

1. Apertura y procesamiento de los datos medidos en tierra (IDEAM)

Los datos de mediciones en tierra proporcionados de la estación de meteorología ubicada en el aeropuerto José María Córdoba de la ciudad de Medellín - Colombia por el IDEAM, están contenidos en ficheros CSV y mediante la librería PANDAS de Python se puede visualizar, analizar y procesar conjuntos de datos que son conocidos como dataframe. El dataframe es reportado en modo horario y al ser reprocesado es llevado a valores promedios diarios para ser comparados con el fichero de datos del satélite, se eliminan los registros en los cuales el equipo no captó información, es decir las filas con registros iguales a 0, valores que corresponden a las horas donde no hay radiación solar incidente sobre el equipo; se filtran los datos mediante el uso de un filtro de media móvil para suavizar las fluctuaciones producidas por el dispositivo registrador de los datos.

2. Apertura y procesamiento de los datos proporcionados por la base de datos PowerViewer Los datos disponibles en la base de datos PowerViewer

Página oficial del Powerviewer de la Nasa y consultados de la página <http://power.larc.nasa.gov/data-Access-viewer/>, se encuentran contenidos en un fichero netCDF que contiene la metadata con todas las variables meteorológicas registradas, en este caso se emplea la librería netCDF4 de Python para abrir y leer este dataset. La base de datos construida con los datos de las dos fuentes, IDEAM y PowerViewer, está constituida por 1638 registros reportados entre el año 2014 y el 2020. Los campos para cada registro son descritos en el Cuadro 1.

Variable	Descripción	Unidades
Dato	radiación promedio diaria medida en superficie	w/m2
MM	media móvil aplicada a Dato	w/m2
Daily	radiación promedio diaria medida en superficie	Kw/m2
Dato_filtrado_mm	media movil de Dato	Kw/m2
Sat	radiación promedio reportado por el satélite	Kw/m2
error_sat	porcentaje de error entre Sat y Daily	
Prectot	precipitaciones	mm
RH2M	Humedad relativa a 2 m de altura	
T2M_range	rango de temperaturas a 2 m de altura	°C
Ws50M_range	rango de velocidades del viento a 50m	m/s
KT	indice de claridad o insolación	

Cuadro 1: Campos del registro base de datos

El análisis del comportamiento de cada variable es realizado empleado el programa R, los resultados gráficos son presentados en las Figuras 1, 2, 3. En la Figura 1 se observa los datos atípicos extremos y con sesgo izquierdo afectando las medidas de tendencia central.

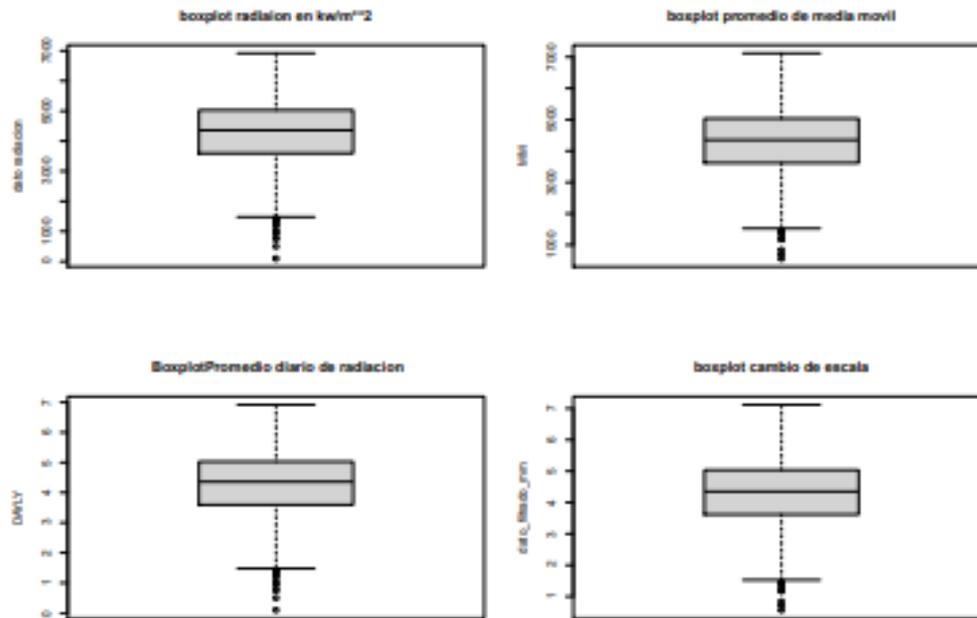


Figura 1: Análisis de radiación en tierra, media móvil, promedio diario radiación en tierra, cambio de escala central.

En la Figura 2 se observa los datos atípicos y sesgo izquierdo para las variables Sat y RH2M, las variables de precipitación (PRECTOT) y porcentaje de error entre la medición en tierra y el satélite se observan valores extremos que sesgan los datos hacia la derecha.

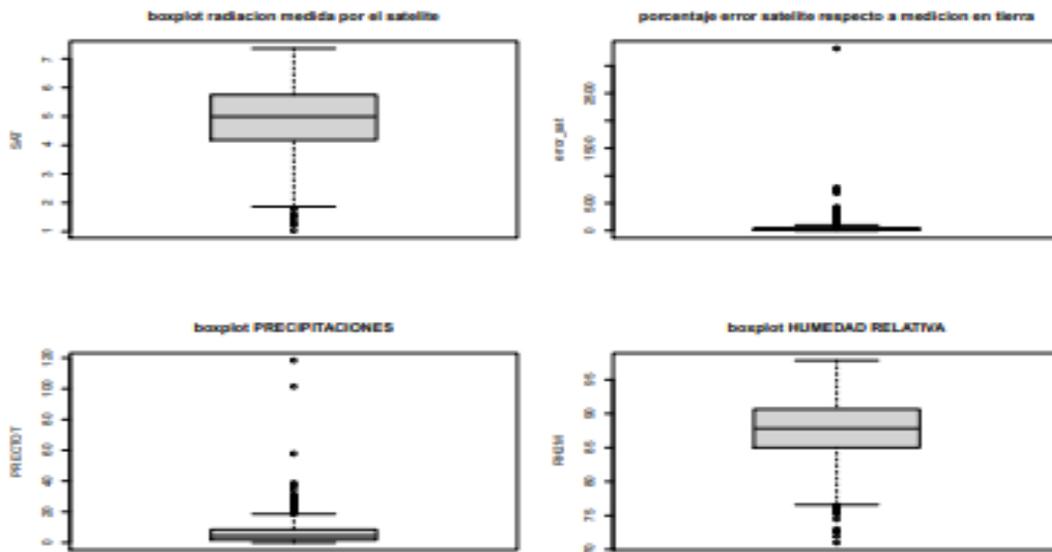


Figura 2: Análisis de radiación media por satélite, error satélite respecto a medición en tierra, precipitaciones, humedad relativa

En la Figura 3 se observan los datos correspondientes al rango de temperatura con menor cantidad de datos atípicos, la variable rango de velocidades del viento presenta datos atípicos máximos y para la variable del índice de claridad los datos atípicos extremos son mínimos.

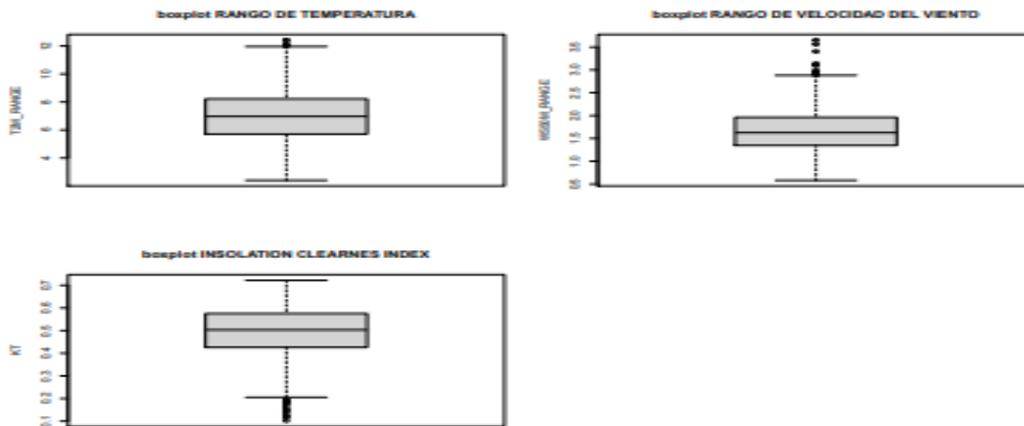


Figura 3: Análisis de rango temperatura, rango de velocidad del viento, índice de claridad

Las correlaciones entre las variables descritas en el Cuadro 1 son presentadas en la Figura 4, allí se puede observar correlaciones muy elevadas entre varias variables lo que indican gran tendencia a la linealidad entre ellas, sin embargo hay que aclarar que las correlaciones perfectas entre variables, se presentan debido a que en la base existen datos redundantes que presentan las mismas variables pero en diferentes unidades. Como es el caso de las variables

DATO – DAILY, MM – Dato_filtrado, y se presenta una fuerte correlación entre las variables SAT – KT, aunque en este caso no ocurre por el mismo motivo que en la aclaración anterior. Estas variables están estrechamente relacionadas y existe una fuerte tendencia a la linealidad entre ellas. También, se presenta una gran correlación y por tanto tendencia lineal con las variables RH2M – T2MRANGE, con la salvedad que es una tendencia lineal inversa. En [6] se evidencia que la radiación solar presenta una alta correlación con otras variables climáticas, especialmente con la temperatura e índice de claridad, por lo cual serán junto a la radiación solar tomada por el satélite las variables de entrada en los modelos propuestos.

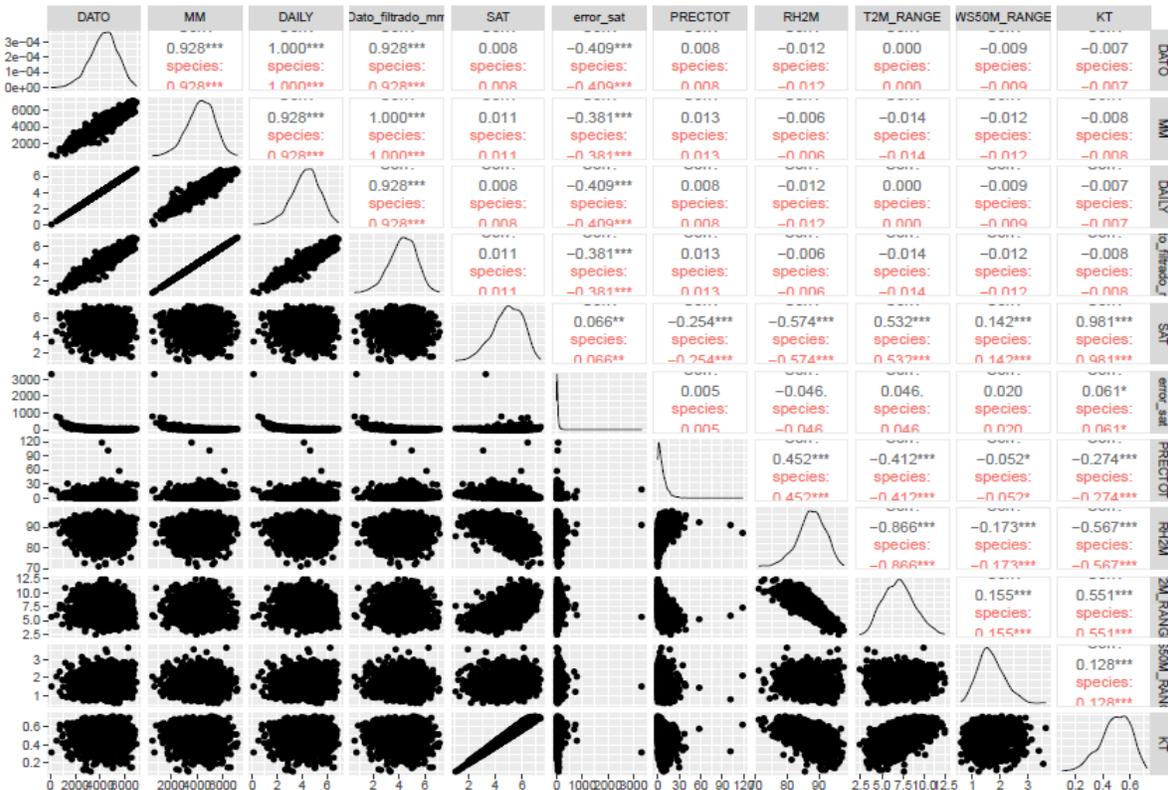


Figura 4: Diagrama de dispersión y correlación de las variables empleadas

3. Pronostico de datos mediante Machine Learning

Los modelos propuestos son desarrollados desde dos conceptos diferentes de Machine Learning e integra sus resultados para proponer la estimación de la radiación solar en tierra a partir de los datos registrados por el satélite y disponibles en la base de datos del PowerViewer. El primer modelo busca obtener mediante Redes neuronales artificiales - RNA la estimación de la distribución normal de la radiación solar en tierra lo que permite tener valores promedio, máximos y mínimos durante un día. El segundo modelo busca estimar mediante regresión lineal robusta el valor promedio diario de la radiación solar en tierra a partir de los datos registrados por el satélite.

3.1. Estimación del promedio en tierra mediante regresión lineal robusta con los datos de satélite.

Para estimar el promedio de la radiación solar en superficie, se propone un modelo de Machine Learning con la técnica de regresión lineal robusta (rlm), debido a que con la técnica de regresión múltiple (lm), al hacer el análisis para los residuales, el modelo incumplía con los supuestos de normalidad, homocedasticidad, independencia de los residuales y multicolinealidad. Para el modelo (lm) se obtuvo que las variables significativas para la regresión eran cinco: radiación satelital (SAT), error porcentual de la medida de radiación solar entre la estación y medida satelital (errorsat), humedad relativa (RH2M), rango de temperaturas (T2MRANGE) e índice de claridad (KT).

Aunque el (lm) hacía un buen pronóstico para los valores de radiación estimada con unos errores cuadráticos medios (RSME) que oscilaron entre 1,1 KW= m^2 y 0,87 KW= m^2 a medida que se iba haciendo tratamiento a los outliers, con la particularidad de que cada vez que se iba mejorando el RSME, se iba agudizando el problema de incumplimiento de supuestos, especialmente el supuesto de normalidad. Para tratar corregir estos inconvenientes, se hizo una modificación en la variable (errorsat), aplicándole la función logaritmo, debido a que esta variable, es la que presenta mayor sesgo debido a los datos extremos máximos que posee. También se hizo una transformación a la variable respuesta (DAILY), con la función boxcox(), elevando la variable al exponente (1,4). Estas transformaciones a las variables evidentemente mejoraron el cumplimiento de los supuestos, aunque seguía incumpliendo el test de normalidad.

Como procedimiento adicional tratando de realizar ajustes al modelo, se eliminó la variable (errorsat), y se dejó la variable (DAILY) con el exponente sugerido por la función boxcox. Este cambio garantizó el cumplimiento de los supuestos, pero afectó gravemente las predicciones hechas por el modelo, y aumentó mi RSME de 0,87 a 1,7 KW, este incremento del RSME, se atribuye a que para el modelo de regresión múltiple, la variable desechada contaba con una significancia superior al 95 %. Después de hacer todas estas pruebas, se opta por la elaboración de un modelo de regresión robusta, debido a que este tipo de regresiones es menos afectada por los valores extremos.

Para la creación del modelo de regresión robusta se emplean las mismas variables de la regresión lineal múltiple y adicionalmente a estas variables se incluyen: promedio de media móvil de radiación (MM), precipitaciones (PRECTOT) y rango de velocidades del viento (WS50MRANGE). Teniendo en cuenta las pruebas T, se hace ajuste al intercepto debido a que no es significativo, también elimino del (rlm), algunas variables que pueden afectar al modelo por problemas de multicolinealidad, debido a que presentan la misma información pero en unidades diferentes, es el caso de la variable: radiación solar (DATO), que contiene la misma información de la variable respuesta (DAILY), con la salvedad que tienen unidades diferentes. Situación similar ocurre con la variable media móvil de radiación (MM) y dato filtrado de media móvil de radiación (Dato_filtrado_mm). Por esta razón se toman las variables MM, SAT, errorsat, PRECTOT, RH2M, T2MRANGE, WS50MRANGE, KT.

En el histograma de residuos del (rlm), Figura 5, se observa una tendencia normal, lo que muestra indicios de normalidad de los residuales, Figura 6, lo mismo se observa en la Figura 7 normal QQ con intervalos de confianza. Según las pruebas de: Kolmogorov-Smirnov, Shapiro-Wilk, Ks.test el p-valor=0.2655 con un 95% de confianza no hay suficiente evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula en favor de la hipótesis alternativa.

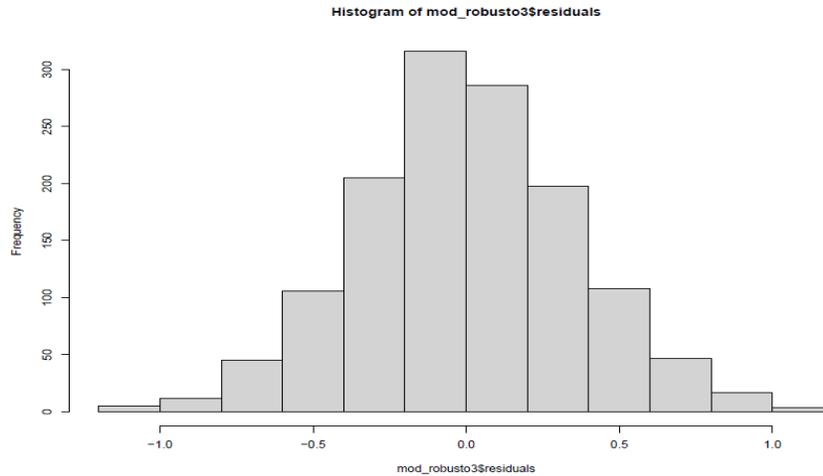


Figura 5: Histograma de residuos para el modelo de regresión lineal robusta

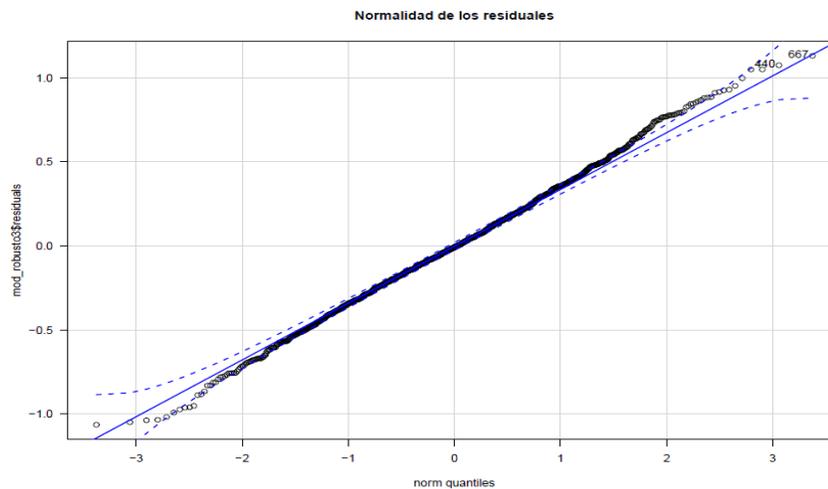


Figura 6: Normalidad de los residuos del modelo de regresión lineal robusta propuesto

El modelo propuesto (rlm), cumple con el supuesto de normalidad, si el modelo de regresión robusta (rlm) cumple el supuesto de normalidad, indica que la regresión lineal, es una buena elección como modelo para poder predecir la radiación solar en superficie empleando variables medioambientales registradas por estaciones meteorológicas.

Para validar el supuesto de homocedasticidad se realiza la prueba `ncvTest()` del modelo obteniendo un p -valor=0.14579, con un 95 % de confianza, no hay suficiente evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula en favor de la hipótesis alternativa, el modelo propuesto cumple con el supuesto de varianza constante. Además, el modelo es homocedástico, lo que garantiza que la regresión es adecuada para hacer pronósticos. Es importante que la varianza de los errores se distribuya de forma constante a lo largo de todas las observaciones, esta característica en una regresión, aumenta la eficiencia y confiabilidad del modelo.

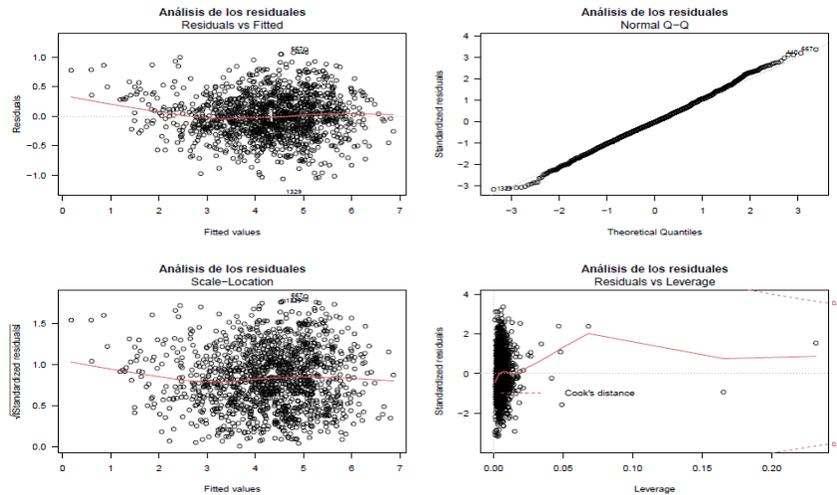


Figura 7: Análisis de residuales para el modelo de regresión lineal robusta propuesto. a. Residual Vs Fitted, b. normal Q-Q, c. Scale Vs Location, d. Residual Vs Leverage.

Para validar el supuesto de independencia, se realiza la prueba con el estadístico Durbin Watson, el estadístico DW es cercano a dos ($DW=2.365$) lo que es un buen indicador y se tiene un p -valor= 1, con una confianza del 95 %, no hay suficiente evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula en favor de la hipótesis alternativa. El modelo propuesto cumple el supuesto de independencia. El incumplimiento de la prueba de errores de autocorrelación para el modelo se puede explicar debido a la naturaleza del fenómeno de la radiación solar y las demás variables asociadas, este cuenta con un dominio espaciotemporal, el cual no fue empleado en el análisis y posterior estimación de los valores de radiación solar diaria. Se recomienda para trabajos posteriores la utilización de la variable temporal, con el objetivo de mejorar la estimación y confiabilidad del modelo. Debido a que la aleatoriedad de este fenómeno natural, hace que exista correlación espaciotemporal, lo cual da indicios que desde la analítica de datos sin tener en cuenta modelos lineales físicos, puede llegar a ser más eficiente para hacer pronóstico un modelo en series de tiempo.

RESULTADOS

Los resultados del modelo propuesto mediante regresión lineal robusta se presenta en la Figura 8. El valor de RSME para las estimaciones hechas por el modelo es de 0.3927409, para este caso, este valor indica que el valor predicho esta alrededor de más o menos 0.6 KW/m² del valor real medido por las estaciones en superficie.

Con base en los resultados presentados se pudo evidenciar que la regresión robusta cumple con los supuestos de normalidad, homocedasticidad e independencia, e incumple con el supuesto de errores de autocorrelación. Esto se explica, debido a la naturaleza del fenómeno que cuenta con un dominio espaciotemporal, el cual no fue empleado en el análisis y posterior estimación de los valores de radiación solar diaria. Adicionalmente a esta peculiaridad se puede asociar la condición de aparente correlación entre las variables índice de claridad (KT) y radiación satelital (SAT). Se recomienda para trabajos posteriores la utilización de la variable temporal, con el objetivo de mejorar la estimación y confiabilidad del modelo, debido a que la aleatoriedad de este fenómeno, hace que exista correlación espaciotemporal.

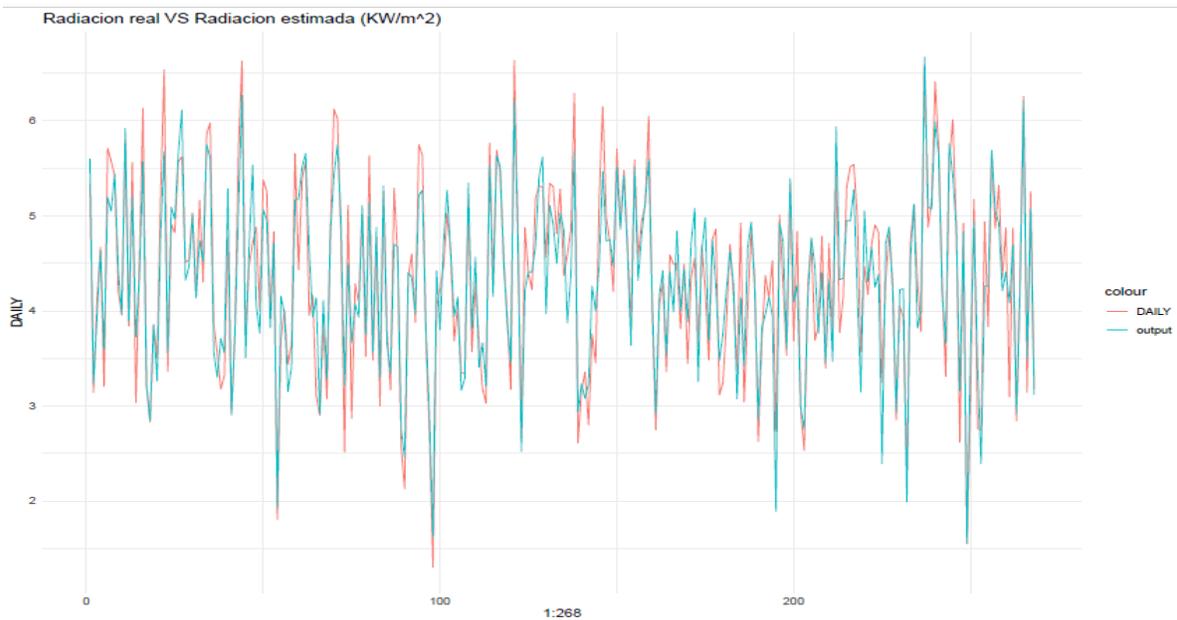


Figura 8: Resultado del modelo de regresión lineal robusta Vs valores reales de radiación solar para un año. En rojo se representan los datos reales de la radiación promedio medidos por la estación de meteorología. En Azul se representan los datos estimados por el modelo propuesto de regresión lineal robusta.

Modelo lm			Modelo rlm			
Supuesto	Evaluación	Transformación	Supuesto	Evaluación		
Normalidad	No aprueba		Normalidad	Aprobó		
Homocedasticidad	No aprueba		Homocedasticidad	Aprobó		
Independencia	No aprueba		Independencia	Aprobó		
Multicolinealidad	No aprueba		Multicolinealidad	No aprobó		
Normalidad	No aprobó	Log a variable (error_sat) con máximo sesgo.	rlm: Se eligió el modelo de regresión robusta rlm , debido a que no fue necesario aplicar ninguna transformación, a la simplicidad y buen comportamiento predictivo del modelo. Bastó con hacer tratamiento a algunos outliers, para que este cumpliera con casi la totalidad de los supuestos. Además con este se obtuvo un RSME más bajo comparado con los otros modelos lm y sus transformaciones.			
Homocedasticidad	No aprobó					
Independencia	Aprobó					
Multicolinealidad	No aprobó					
Normalidad	No aprueba	Log a variable (error_sat) con máximo sesgo				
Homocedasticidad	Aprobada	Boxcox				
Independencia	No aprueba					
Multicolinealidad	No aprueba					
<p>lm: Aunque el modelo se ajustó para tratar de corregir cada supuesto, no mostro un comportamiento adecuado, aunque predecía, no era el modelo adecuado para dar solución al problema propuesto. Como procedimiento adicional se eliminó la variable con mayor sesgo, esto mejoro el cumplimiento de supuestos, pero incremento el RSME, debido a que la variable eliminada era una con mayor significancia para el modelo observado en las pruebas locales.</p>						

CONCLUSIONES

Se evidencia según el trabajo realizado, que el modelo de regresión lineal múltiple, para este trabajo, no es el modelo más adecuado para realizar estimaciones de radiación solar, aunque es una alternativa, en una variante denominada regresión robusta debido a que esta técnica es menos afectada por los datos extremos, siendo esta la principal razón del por qué el modelo de regresión lineal múltiple falla en la validación de supuestos. Sin embargo se demostró que desde la analítica de datos sin tener en cuenta fenómenos físicos, ni consideraciones astronómicas para la estimación de coeficientes utilizados en la regresión robusta, se puede obtener desempeños aceptables para el pronóstico de radiación en superficie.

El RSME para las estimaciones realizadas por el modelo de regresión robusta es de 0,3632 lo que aproximadamente equivale a un valor de error en la radiación estimada de $0,6 \text{ Kw/m}^2$, comparado con otros trabajos que hacen la validación del modelo con la misma métrica [11]. Por lo tanto, esto ratifica que la elección del modelo de regresión robusta para estimar la radiación solar en superficie fue una decisión acertada. Se recomienda para trabajos posteriores la utilización de la variable temporal, con el objetivo de mejorar la estimación y confiabilidad del modelo, debido a que la aleatoriedad de este fenómeno, hace que exista correlación espaciotemporal.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1]Secretaria de Energía Argentina (2008) - Coordinación de Energías Renovables - Dirección Nacional de Promoción - Subsecretaria de Energía Eléctrica. Energías Renovables 2008 - Energía Solar
- [2] Enerdata – Estadísticas Energéticas Mundiales. (11 de Abril del 2021). Anuario estadístico mundial 2020. <https://datos.enerdata.net/energias-renovables/eolica-solar-produccion.html>
- [3] E. Obando-Paredes y R. Vargas-Canas, Desempeño de un sistema fotovoltaico autónomo frente a condiciones medioambientales de una región en particular, Rev. la Acad. Colombia. Ciencias Exactas, Físicas y Nat., vol. 40, no. 154, pp. 27–33, 2016.
- [4] Bella-Santos, J. Herramientas Python para la predicción de energías renovables (trabajo de pregrado). Universidad Autónoma de Madrid, Madrid, España, 2018.
- [5] Vélez-Pereira, A., Vergara, E., Barraza, W., Agudelo, D. Determinación de un modelo paramétrico para estimar la radiación solar. Ingenium, 7(18), 11-17. 2013
- [6] Obando Paredes, E. Modelo de pronóstico de radiación solar basado en Machine Learning. 2018
- [7] Jiménez, V., Will, A., & Rodríguez, S. Estimación de Radiación Solar Horaria Utilizando Modelos Empíricos y Redes Neuronales Artificiales. Ciencia y Tecnología. 1. 10.18682/cyt.v1i17.608. 2017

- [8] Tymvios, Filippos S. Michaelides, Silas Chr. Skouteli, Chara S. Estimation of Surface Solar Radiation with Artificial Neural Networks. Modeling Solar Radiation at the Earth's Surface. Springer - Verlag Berlin Heidelberg. 2008
- [9] Boland, John, Time Series Modelling of Solar Radiation. Modeling Solar Radiation at the Earth's Surface. Springer - Verlag Berlin Heidelberg. 2008.
- [10] Mora-López, Llanos. A new Procedure to Generate Solar Radiation Time Series from Machine Learning Theory. Modeling Solar Radiation at the Earth's Surface. Springer - Verlag Berlin Heidelberg. 2008.
- [11] L.-E. Ordoñez-Palacios, D.-A. León-Vargas V.-A. Bucheli-Guerrero, H.-A. Ordoñez-Erazo. Solar Radiation Prediction on Photovoltaic Systems Using Machine Learning Techniques. Revista Facultad de Ingeniería, vol. 29 (54), e11751, 2020. <https://doi.org/10.19053/01211129.v29.n54.2020.11751>