

Metodología para el mapeo de la Irradiancia basada en la ubicación de sensores

Jorge Andrés Páez Londoño

Universidad CESMAG

Facultad de ingeniería

Programa de Ingeniería Electrónica

San Juan de Pasto

2025

Metodología para el mapeo de la irradiancia basada en la ubicación de sensores

Jorge Andrés Páez Londoño

Informe Final de trabajo de grado en la modalidad de Investigación presentado al
Comité Curricular del Programa de Ingeniería Electrónica para optar por el título de
Ingeniero Electrónico.

Asesor :Franciso Eraso Checa

Universidad CESMAG

Facultad de ingenieria

Programa de Ingeniería Electrónica

San Juan de Pasto

2025

Nota de Aceptación

Aprobado por el Comité Curricular en cumplimiento de los
requisitos exigidos por la Universidad CESMAG
para optar al título de Ingeniero Electrónico.

Francisco Eraso Checa

Asesor

Nombre Jurado 1

Miller Ruales

Jurado

Nombre Jurado 2

Maricarmen Rivera

Jurado

Página de nota de exclusión de responsabilidad intelectual

“El pensamiento que se expresa en esta obra es exclusivamente responsabilidad de su autor y no compromete la ideología de la Universidad CESMAG”

Dedicatoria

A Dios, mi mentor, maestro y guía, por iluminar cada paso de este camino y sostenerme con su infinita misericordia en los momentos de duda y de desafío.

A mi madre y a mi abuelita, pilares de amor incondicional y sabiduría, quienes con su ejemplo de entrega y fortaleza me han enseñado el verdadero valor de la vida y me han recordado siempre la importancia de caminar con humildad y gratitud.

A mi familia, que ha estado detrás de este gran logro, celebrando conmigo cada pequeño avance y animándome a no rendirme cuando las fuerzas flaqueaban.

A mis profesores, quienes con su experiencia, amistad y constante apoyo sembraron en mí la inspiración de amar la ingeniería con pasión y dedicación, despertando en mí el anhelo de seguir por este bello camino de la academia. Gracias a ellos descubrí que el conocimiento, más que un fin, es un servicio: un medio para transformar, aportar y construir un mundo mejor.

A todos ellos, con profunda gratitud, ofrezco este trabajo que no es solo un resultado académico, sino también un testimonio de fe, amor, constancia y esperanza. Dios los bendiga mucho.

Contenido

Introducción	12
El Problema de Investigación	14
1.1 Objeto o Tema de Investigación.....	14
1.2 Línea de Investigación	14
1.3 Sublínea de Investigación	14
1.4 Descripción o Planteamiento del Problema.....	15
1.5 Formulación del Problema	16
1.6 Objetivos	17
1.6.1 Objetivo General	17
1.6.2 Objetivos Específicos.....	17
1.7 Justificación.....	17
1.8 Delimitación.....	19
2. Tópicos del Marco Teórico	21
2.1 Antecedentes	21
2.2 Enunciados de los Supuestos Teóricos	23
2.2.1 Energía solar.....	23
2.2.2 Índice UV.	26
2.2.3 Insolación y componentes de la radiación solar.....	26
2.2.4 Interpolación geoestadística : Método kriging	28
2.2.5 Método de interpolación Random Forest	31
2.2.6 Método de interpolación por el inverso de la distancia (IDW)	33

2.2.7 Evaluación de errores en la estimación de radiación solar	34
2.2.8 Mapeo de irradiancia.....	37
2.2.9 Sensores de Irradiancia.	40
2.2.10 Influencia de la topografía en la radiación solar.....	42
2.2.11 Impacto de la topografía en la eficiencia de sistemas fotovoltaicos. ..	43
2.2.12 Variabilidad temporal de la radiación solar.....	44
2.3 Definición de Variables.....	46
2.3.1 Definición Nominal	46
2.3.2 Definición Operativa.....	47
2.4 Hipótesis	47
2.4.1 Hipótesis alternativa.....	47
2.4.2 Hipótesis nula.	47
3. Metodología.....	48
3.1 Enfoque de la Investigación	48
3.2 Paradigma de la Investigación	49
3.3 Método	50
3.4 Tipo de Investigación	50
3.5 Diseño de la Investigación	51
3.6 Población	51
3.7 Muestra	52
3.8 Técnicas de Recolección de Información.....	52

3.9	Instrumentos de Recolección de la Información.....	53
3.9.1	Archivos de registro digital en formato CSV.....	53
3.9.2	Módulo de almacenamiento microSD	53
3.9.3	Base de datos digital para organización de datos.....	54
3.9.4	Bases de datos digitales para el procesamiento estadístico.....	54
4.	Resultados	55
4.1	Diseño de una metodología para el mapeo de irradiancia	55
4.1.1	Descripción del diseño general del sistema	55
4.1.2	Configuración de la red de sensores.....	65
4.1.1	Periodo de registro y equipos utilizados.....	58
4.1.2	Proceso de Calibración de Datos UV e Irradiancia	67
4.2	Generación de un modelo de estimación de irradiancia para el alcance de los sensores.....	75
4.3	Evaluación de la metodología de mapeo de irradiancia	82
5.	Análisis de Resultados	87
5.1	Rendimiento del modelo de estimación de irradiancia (Random Forest)	87
5.2	Mejora aportada por la interpolación geoestadística (Kriging)	89
5.3	Análisis de los mapas de irradiancia generados	90
	Conclusiones.....	92
	Bibliografía.....	94

Lista de figuras

<i>Figura 1. Mapa de irradiancia en Colombia.....</i>	<i>18</i>
<i>Figura 2. Radiación Promedio Multianual Para el Mes de Febrero.</i>	<i>19</i>
<i>Figura 3. Espectro Electromagnético</i>	<i>24</i>
<i>Figura 4. Designación usual en la banda de ultravioleta</i>	<i>25</i>
<i>Figura5. Heliógrafo de Campbell y Stokes</i>	<i>27</i>
<i>Figura 6. Radiancias típicas a nivel del mar en distintas condiciones y sus respectivos porcentajes con respecto a la constante solar</i>	<i>28</i>
<i>Figura 7. Satélite GOES.....</i>	<i>38</i>
<i>Figura 8. Diagrama de flujo Método Heliosat</i>	<i>39</i>
<i>Figura 9. Tabla de Equivalencias Entre Índice UV, Tensión de Salida y Valor Analógico</i>	<i>41</i>
<i>Figura 10. Relación Entre Corriente e Índice UV Sensor GUVA S12SD.....</i>	<i>42</i>
<i>Figura 11. Proceso metodológico para el mapeo de irradiancia con sensores GUVA S12-SD.....</i>	<i>58</i>
<i>Figura 12. Distribución Geoespacial de sensores</i>	<i>58</i>
<i>Figura 13. Sensor GUVA S12SD</i>	<i>59</i>
<i>Figura 14. Estación meteorológica Davis Vantage Pro 2</i>	<i>60</i>
<i>Figura 15 Arduino Mega.....</i>	<i>61</i>
<i>Figura 16 Arduino Yun</i>	<i>62</i>
<i>Figura 17. Módulo de reloj DS1307 con batería.....</i>	<i>63</i>
<i>Figura 18. Módulo de lectura y escritura MicroSD</i>	<i>64</i>
<i>Figura 19. Carcasa de protección del sistema electrónico de adquisición</i>	<i>65</i>

<i>Figura 20. Mapa de Calor- Irradiancia Solar en la ciudad de San Juan de Pasto RF ...</i>	<i>74</i>
<i>Figura 21. Variograma empírico y modelos teóricos.</i>	<i>76</i>
<i>Figura 22. Interpolación Kriging de residuos.....</i>	<i>78</i>
<i>Figura 23 Mapa de irradiancia solar con modelamiento RF sin Kriging</i>	<i>79</i>
<i>Figura 24 Mapa de irradiancia solar con modelamiento RF + Kriging.....</i>	<i>79</i>
<i>Figura 25. Radio de cobertura global para los sensores GUVB S12-SD</i>	<i>82</i>
<i>Figura 26. Gráficos de dispersión entre los valores de irradiancia DAVIS e irradiancia estimada para los 5 sensores UV</i>	<i>83</i>
<i>Figura 27. Valores de irradiancia estimada y observada para datos de validación.....</i>	<i>85</i>
<i>Figura 28. Umbrales de detección de irradiancia</i>	<i>88</i>
<i>Figura 29. Comparación mapas RF vs Rf + Kriging.....</i>	<i>91</i>

Lista de tablas

<i>Tabla 1 Definición y operacionalización de variables nominales.....</i>	<i>46</i>
<i>Tabla 2. Posicionamiento GPS de los Sensores GUVA S12SD</i>	<i>66</i>
<i>Tabla 3 Diagnóstico de calidad de datos (calibración)</i>	<i>69</i>
<i>Tabla 4. Diagnóstico de calidad de datos (estimación)</i>	<i>69</i>
<i>Tabla 5. Estadísticas descriptivas de los datos de calibración después del preprocesamiento</i>	<i>70</i>
<i>Tabla 6 Hiperparámetros óptimos del modelo Random Forest (Calibración).....</i>	<i>72</i>
<i>Tabla 7. Resumen de métricas modelo Random Forest por sensor UV (Calibración) ..</i>	<i>73</i>
<i>Tabla 8 Ajuste de modelos de variograma y desempeño en validación LOOCV</i>	<i>77</i>
<i>Tabla 9. Valores de rango (radio de cobertura) por sensor y para la red en su conjunto (metros).....</i>	<i>81</i>
<i>Tabla 10. Datos de validación de irradiancia y lecturas de sensores UV para la aplicación del modelo RF.</i>	<i>84</i>
<i>Tabla 11. Resultados de la evaluación de la metodología.</i>	<i>86</i>
<i>Tabla 12 Valores máximos de irradiancia estimados</i>	<i>88</i>

Introducción

Tapakis y Charalambides (2014) destacan que el impacto de las energías renovables, en particular la solar, ha aumentado globalmente debido a su rentabilidad y versatilidad en aplicaciones que van desde sistemas industriales hasta dispositivos portátiles. Este crecimiento exige optimizar la adquisición y cuantificación de la energía solar, mejorando técnicas que maximicen su eficiencia frente a los combustibles fósiles (International Renewable Energy Agency [IRENA], 2023). Para lograr esto, es fundamental caracterizar la irradiancia (G), definida como la potencia solar por unidad de área (W/m^2), parámetro crítico en el diseño de redes fotovoltaicas (Eraso & Erazo, 2020; International Organization for Standardization [ISO], 2018).

En este contexto, desarrollar una metodología para modelar la irradiancia mediante sensores de bajo costo resulta relevante para ampliar la cobertura espacial de mediciones y reducir los costos operativos asociados. Técnicas como la interpolación espacial mediante Kriging han demostrado ser efectivas para estimar valores en áreas no instrumentadas, permitiendo una representación más precisa de la distribución de la irradiancia solar (Rehman & Ghor, 2000). Además, modelos de regresión han sido utilizados para calibrar sensores de bajo costo frente a estaciones profesionales, mejorando su precisión en la medición de parámetros como la irradiancia UV (Badura et al., 2019). En Colombia, regiones como San Juan de Pasto presentan un potencial solar promedio de hasta $6.0 \text{ kWh}/m^2$, lo que las convierte en zonas estratégicas para proyectos solares (López et al., 2020). Ejemplos como el parque solar de Yumbo (10 MW) reflejan la transición energética nacional impulsada por políticas

públicas recientes (UPME, 2022). Sin embargo, aún se requieren metodologías accesibles y adaptadas a entornos urbanos complejos, donde factores como la topografía y la densidad de edificaciones influyen significativamente en la distribución de la irradiancia (Gómez Ramírez et al., 2018).

En este trabajo de grado se va a explorar la creación de una metodología para el mapeo de la irradiancia basada en la ubicación de sensores, que serán colocados en diversos sitios de la ciudad de San Juan de Pasto y por consiguiente, permitan determinar el área de cobertura que presenta un sensor de irradiancia a través de estimaciones matemáticas. Estas se calculan como el resultado del uso de software y elementos electrónicos a un cierto número de medidas de irradiancia tomadas a diferentes alturas en un período continuo de tiempo, el cual está limitado con la menor cantidad de sensores ubicados para las condiciones topográficas de la ciudad, en un proceso que podrá ser replicado en cualquier otra locación, independientemente de su extensión o ubicación con respecto al nivel del mar.

El Problema de Investigación

1.1 Objeto o Tema de Investigación

Metodología para el mapeo de la Irradiancia

1.2 Línea de Investigación

Potencia y Energía : El área de Potencia y Energía del programa de Ingeniería Electrónica de la Institución Universitaria CESMAG enfoca su trabajo en el estudio de la generación, transformación, intercambio, transporte, distribución, almacenamiento y consumo de energía eléctrica de manera absoluta o por unidad de tiempo, incluyendo el diseño, análisis, control y optimización de sistemas de electrónica de potencia. Las líneas de investigación incluyen Calidad de la Energía y Energías Alternativas (Programa de Ingeniería Electrónica, 2015, pág. 67).

1.3 Sublínea de Investigación

Energías Alternativas: Las energías alternativas son aquellas que se obtienen mediante procesos alternativos a los tradicionales (quema de combustibles fósiles o en el caso de Colombia la hidroeléctrica a gran escala), estas se dividen en renovables o limpias, las cuales se obtienen de fuentes naturales capaces de regenerarse de manera más rápida de lo que se consumen o ser virtualmente infinitas; y en no renovables cuya fuente se consume más rápido de lo que se regenera pero que a diferencia las fuentes tradicionales el impacto ambiental es menor (Programa de Ingeniería Electrónica, 2015, pág. 67).

1.4 Descripción o Planteamiento del Problema

La irradiancia, definida como la cuantificación de la densidad de potencia por unidad de área (Alobaidi et al., 2014) permite establecer una óptima capacidad de transformación de energía apta para cualquier proceso eléctrico, en especial aquellos basados en tecnología fotovoltaica. La medición precisa de esta magnitud es importante para determinar áreas óptimas de generación solar, como se demuestra en la implementación de diferentes técnicas de mapeo satelital e implementación de diversos sensores en distintas partes del mundo, las cuales arrojan una delimitación energética a ciertas zonas favorables (Otunla, 2019a).

Sin embargo, son diversos los aspectos negativos que influyen en el proceso de obtención de las magnitudes de irradiancia; la implementación de metodologías para mapear la irradiancia presenta siempre dependencia a diferentes variables de entorno que deben sostener características favorables para determinar un modelo matemático aproximado (Gueymard, 2012). Por ejemplo, investigaciones en metodologías implementadas a redes fotovoltaicas ubicadas en Chipre, muestran que la baja resolución de los elementos de medida brinda una estimación aproximada pero no del todo correcta, la integración de diferentes elementos y variables climáticas que fluctúan constantemente como el viento, la humedad, la lluvia, entre otros, afectan de manera directa la calidad de estas mediciones (Tapakis & Charalambides, 2014a).

El obtener estimaciones de irradiancia que permitan prever el comportamiento de la misma, presenta un alto costo de inversión en tecnología de sensores. La implementación de sensores para determinar el potencial energético aproximado, depende de la cantidad y calidad de los mismos (Yang, 2017). Por otra parte, cada

sensor presenta un limitado rango de cobertura al momento de medir la irradiancia en una zona, para lo cual, en términos de una implementación a gran escala de una red fotovoltaica, representa un coste elevado hacia el monitoreo de la irradiancia como factor clave para preveer y estimar magnitudes de energía.

Existen metodologías de mapeo de irradiancia que utilizan imágenes satelitales, las cuales presentan limitaciones debido a la resolución que brinda una baja confiabilidad, esto se mejora con la implementación de sensores de radiación en el área de trabajo, sin embargo, se desconocen muchos de los pasos que deben realizarse previamente para el mapeo de la irradiancia y establecer el área estimada de incidencia sobre la irradiancia aplicada a un sensor, la interferencia de las variables atmosféricas, las condiciones topográficas son elementos que se deben implementar en el desarrollo de la metodología (Marco Pau, Nicola Locci, 2014). En este sentido, establecer una metodología adecuada para el mapeo de la irradiancia no solo facilita el monitoreo en tiempo real y la identificación de zonas óptimas, sino que también puede reducir significativamente los costos de inversión. Así, este trabajo se centra en definir los pasos para mejorar la resolución del mapeo de manera local, abordando la necesidad de una metodología clara, práctica y adaptable a distintas condiciones, en especial en contextos urbanos como el de la ciudad de San Juan de Pasto.

1.5 Formulación del Problema

¿Cuáles son los pasos necesarios para desarrollar una metodología para el mapeo de la irradiancia basada en la ubicación de sensores?

1.6 Objetivos

1.6.1 *Objetivo General*

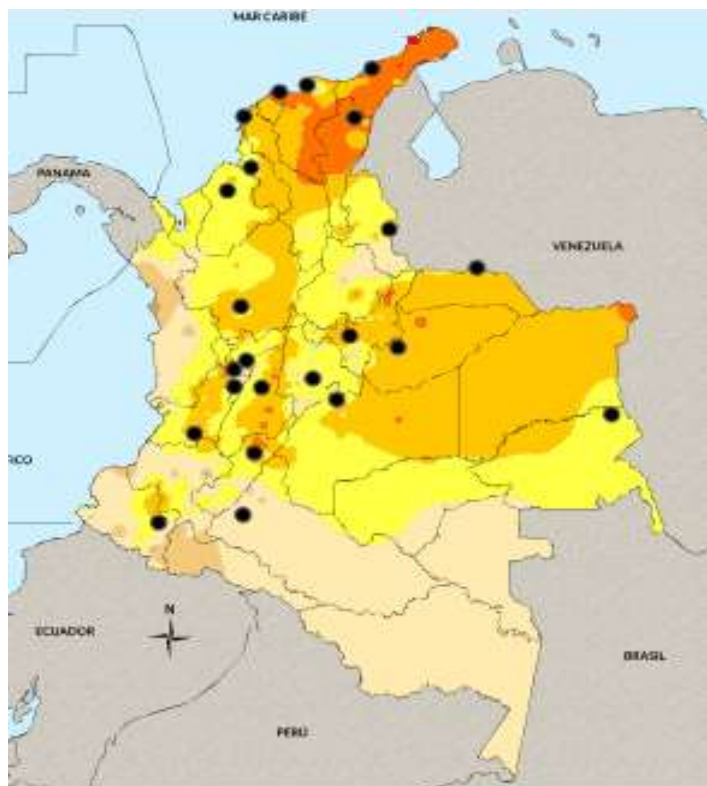
Desarrollar una metodología para el mapeo de la irradiancia basada en la ubicación de sensores.

1.6.2 *Objetivos Específicos*

- Diseñar una metodología para el mapeo de la Irradiancia.
- Generar un modelo de estimación de Irradiancia para el alcance de los sensores.
- Evaluar la metodología de mapeo de irradiancia.

1.7 Justificación

Colombia presenta un amplio potencial para el aprovechamiento energético solar, con un promedio diario multianual de aproximadamente 4.5 KWh/m² (*Figura 1*), lo cual representa una oportunidad para la adopción de tecnologías de energía renovable. En el departamento de Nariño, se presenta un promedio de radiación aproximado de 6.0 KWh/m² (IDEAM, 2021) (*Figura 2*). El cambio hacia las utilización de fuentes renovables de energía, como una forma de suplir las necesidades eléctricas, es una forma de contribuir a la preservación del medio ambiente, de igual manera, permite el aprovechamiento de la radiación solar como una alternativa para disminuir en gran medida, la dependencia con los combustibles fósiles (UPME, 2019).

Figura 1.*Mapa de irradiancia en Colombia*

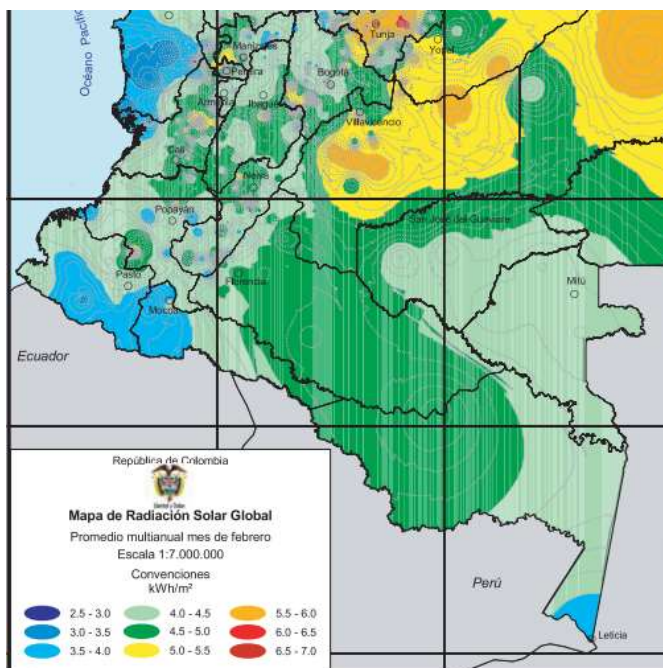
Fuente. Tomado de (IDEAM, 2021).

Este proyecto puede favorecer la cobertura de zonas con dificultades energéticas, de difícil acceso a redes eléctricas; a su vez, favorece las regiones vulnerables del país como la Costa Pacífica, la Guajira y aquellas zonas con altos potenciales. Con la posibilidad de la implementación de esta metodología para el mapeo de la irradiancia basada en la ubicación de sensores a bajo costo se permitirá un desarrollo de soluciones energéticas sostenibles que beneficien a las comunidades vulnerables brindando un mayor control en la estimación y almacenamiento de energía, monitoreo y optimización de este recurso al momento de realizar un mapeo

promoviendo el desarrollo de infraestructura energética sostenible en diferentes áreas con altos niveles de radiación solar.

Figura 2.

Radiación Promedio Multianual Para el Mes de Febrero.



Fuente. Mapa de radiación solar de Colombia. Tomado de Unidad de Planeación Minero Energética y Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (2025)

1.8 Delimitación

La radiación solar presenta diversos fenómenos físicos que podrían considerarse como objetos de estudio, sin embargo, el desarrollo del proyecto se limitó exclusivamente hacia la medida de irradiancia, en el diseño de una red de sensores que permita realizar el mapeo de la misma durante cierto periodo de tiempo limitado en la ciudad de San Juan de Pasto y alrededores, esto en propósito de crear un modelamiento matemático que brinde la estimación a una mayor cobertura de un

sensor de irradiancia, limitado a diversos tipos de errores que surgen al momento de desarrollar tal estimación. Su impacto se ve inicialmente reflejado en el desarrollo de este proyecto como una forma de comprobar que su implementación en sistemas de energía fotovoltaica brinda un gran apoyo y soporte para monitorear, controlar y garantizar este recurso.

2. Tópicos del Marco Teórico

2.1 Antecedentes

El mapeo de irradiancia ha sido un tema de creciente interés en la investigación energética debido a su alto impacto en la optimización de sistemas fotovoltaicos, este tipo de estudios permite identificar zonas con mayor potencial solar, lo que deriva en una planificación más eficiente de infraestructuras orientadas a este tipo de energía. Un estudio relevante y pertinente es el desarrollado por el ingeniero Otunla, el cual brinda un artículo alusivo al mapeo de irradiancia sobre el territorio de Nigeria a modo de delimitar zonas de alto potencial energético. En su estudio, claramente se aprecia como la irradiancia se mide considerando estimaciones y modelamientos matemáticos que permiten realizar dicho mapeo, un enfoque que también ha sido aplicado en otros lugares (Otunla, 2019b), demostrando que es posible obtener dichas estimaciones geoespaciales precisas a partir de sensores distribuidos.

En la ciudad de San Juan de Pasto, el grupo de investigación RAMPA de la Universidad CESMAG (Eraso, F., y Erazo, 2020a) desarrolló una estación meteorológica capaz de medir irradiancia, humedad, temperatura y velocidad del viento cuyo valor es 10% el de una estación comercial, replicada en ocho puntos de la ciudad, para la cual mediante la implementación de dos métodos matemáticos (algoritmo de regresión polinómica y método de redes neuronales) lograron coeficientes de correlación iguales a 0.96 y 0.99 respectivamente en el cálculo de la radiación solar global.

A nivel mundial, empresas como Softbank, establecida en Japón en unión con Arabia Saudita, han implementado proyectos de gran escala, como una red fotovoltaica

con una inversión de más de 200.000 millones de dólares para crear una red que permita suministrar 200GW de energía aproximadamente (Pavel Alpeyev, 2018). En países europeos como Chipre, Tapakis y Charalambides (2014) documentaron la construcción de parques solares con capacidades entre 4 MW y 4.4 MW, enfocándose en la integración de sensores para monitoreo continuo.

En América del Sur, la empresa Enel, con operaciones en Brasil, ha desarrollado proyectos fotovoltaicos de gran escala como Ituverava (254 MW) y Nova Olinda (292 MW), ambos considerados referentes en la región (Enel, 2017). En Colombia, el IDEAM ha generado mapas nacionales de irradiancia con fines de planificación energética. Esta información ha sido utilizada por empresas como Celsia, que construyó en Yumbo la primera granja solar del país con una capacidad de 16.5 MW, suficiente para abastecer más de 8,000 hogares (Celsia, 2017).

Desde el punto de vista técnico, Dazhi Yang (2017) propuso un sistema de sensores móviles con estimación de covarianza no paramétrica para reducir costos de monitoreo en tiempo real, sin comprometer la precisión. Esta estrategia permite obtener mapeos confiables sin necesidad de desplegar redes fijas extensas.

Asimismo, Blaga y Paulescu (2018) introdujeron una metodología de descomposición de irradiancia en seis componentes, lo cual permite un análisis más detallado del comportamiento solar incidente en zonas específicas. En una línea más aplicada, Alobaidi (2014) demostró la implementación de una red neuronal para control energético en los Emiratos Árabes Unidos, adaptando imágenes satelitales del sistema Meteosat Second Generation (MSG) para estimar la irradiancia en tiempo real.

Esta tendencia ha sido fundamental para el planteamiento de esta propuesta, ya que permite diseñar una red de sensores que pueda replicarse y mantenerse operativa en el tiempo, incluso en zonas con limitaciones económicas.

Estos antecedentes, tanto nacionales como internacionales, demuestran que el mapeo de irradiancia es una herramienta clave para el desarrollo energético sostenible, y que su implementación puede adaptarse a diferentes contextos mediante el uso de metodologías matemáticas, redes de sensores económicos y técnicas de inteligencia artificial.

2.2 Enunciados de los Supuestos Teóricos

Para el desarrollo de la metodología se debe tener en cuenta una serie de conceptos necesarios para sustentar algunas definiciones y procedimientos relevantes que se presentaran en esta investigación.

2.2.1 Energía solar.

La Radiación solar es la energía emitida por el sol, esta radiación, llega a nuestro planeta con una longitud de onda comprendida entre los 150 nm y 4000nm. Estas longitudes de onda se derivan a su vez en regiones del espectro electromagnético (*Figura 3*). La radiación electromagnética difiere en cada objeto y sustancia, las diferencias se basan en factores como la temperatura, la longitud, y la frecuencia de la onda, los cuales se agrupan en el espectro electromagnético el cual se extiende desde el infrarrojo hasta los rayos gamma (Eraso, F., y Erazo, 2020).

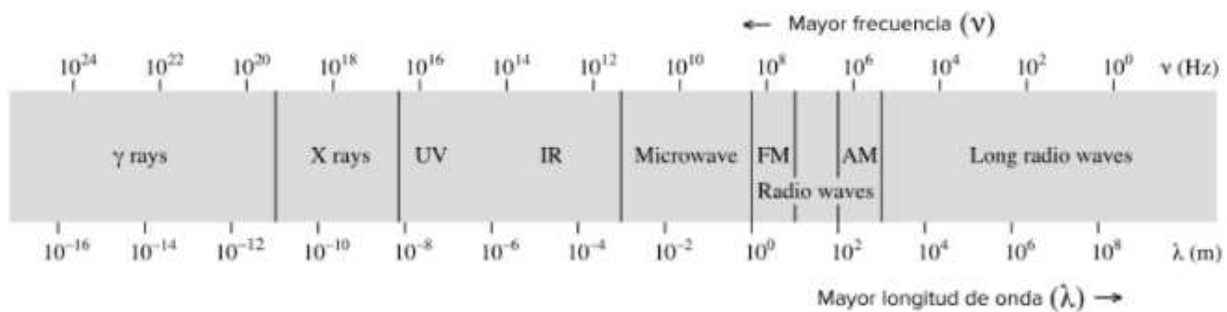
Las radiaciones del espectro en el infrarrojo (longitud de onda $> 700\text{nm}$) y el visible (longitud d de onda entre 400 y 700nm) equivalen a un 92.8% de la radiación solar extraterrestre, el restante 7.2 % corresponde al UV. De este porcentaje restante,

el 5.1% corresponde a la radiación UV -A, 1.3% al UV-B y el 0.8% al UV-C.

(Bohórquez-ballén & Salle, 2007). Esta energía solar puede ser aprovechada mediante tecnologías fotovoltaicas para la producción de electricidad. En este contexto, el mapeo de la irradiancia solar es un proceso clave que permite identificar las zonas con mayor potencial solar y optimizar la instalación de sistemas fotovoltaicos. La medición precisa de la radiación solar en diferentes ubicaciones es fundamental para asegurar la eficiencia de las instalaciones solares y maximizar la generación de energía renovable.

Figura 3.

Espectro Electromagnético



Fuente. Tomado de ChemWiki, Universidad de California en Davis (CC-BY-NC-SA 3.0).

2.2.1.1 Radiación UV.

Cerca del espectro visible está la región del ultravioleta (UV), su rango de frecuencia va desde los 8×10^{14} Hz hasta alrededor de 3×10^{16} Hz. Las energías de los fotones ultravioleta van desde los 3.2 eV hasta $1,2 \times 10^3$ eV (Bohórquez-ballén & Salle, 2007). Cuando la radiación ultravioleta entra en contacto con las celdas fotovoltaicas, se desprenden electrones de la capa de valencia hacia la capa de conducción dando a lugar un flujo de energía eléctrica (Eraso-Checa, F., Erazo, O., & Escobar, 2017).

Esta radiación se divide en tres regiones principales (Figura 4):

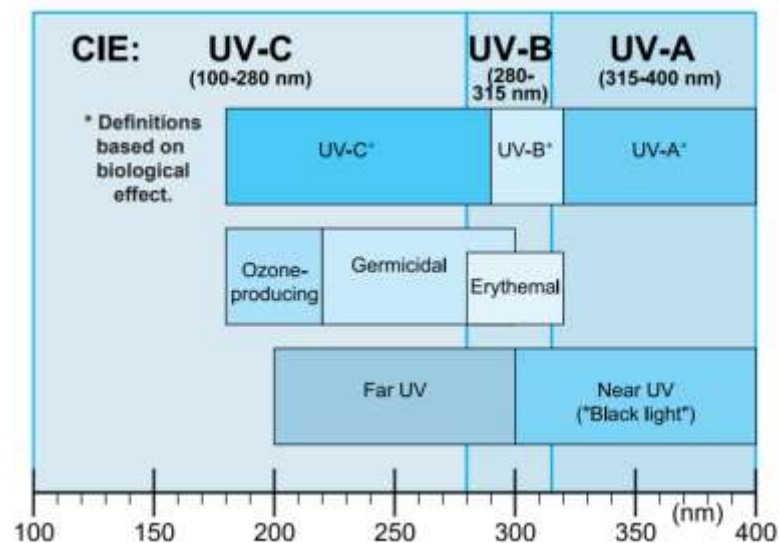
UV-A (315 - 400 nm): también conocida como luz negra. Es la menos energética y la menos perjudicial para los seres vivos. Tiene la capacidad de inducir fluorescencia en algunos materiales.

UV-B (280 - 315 nm): posee mayor energía que la UV-A y puede causar daños en tejidos biológicos. Aunque una parte es absorbida por la atmósfera, una fracción llega a la superficie terrestre.

UV-C (100 - 280 nm): es la más energética y completamente absorbida en las capas superiores de la atmósfera. Su interacción con las moléculas de oxígeno contribuye a la formación de ozono.

Figura 4.

Designación usual en la banda de ultravioleta



Nota. La figura representa las diferentes distribuciones de la banda de ultravioleta.

Tomada de "Light measurement Hannbook", (Ryer., 1998).

2.2.2 Índice UV.

El índice UV es una medida estandarizada que cuantifica la intensidad de la radiación ultravioleta solar en la superficie terrestre. Se expresa en una escala numérica que permite evaluar el riesgo potencial de exposición a los rayos UV en función del tiempo de exposición y el tipo de piel. Esta medida es utilizada comúnmente en estaciones meteorológicas y sistemas de monitoreo ambiental, y puede ser registrada mediante sensores específicos, como los utilizados en el presente proyecto para correlacionar valores de irradiancia y mapeo solar.

2.2.3 Insolación y componentes de la radiación solar.

La insolación se refiere a la magnitud física de la duración del brillo solar. La unidad que se emplea generalmente es la hora. En materia de climatología, se utilizan términos tales como: “horas de sol al día” u “horas de insolación” (SDo). Su medición se realiza mediante el Heliógrafo de Campbell-Stokes (Figura 5), que detecta la luz solar cuando la energía de los rayos solares concentrada mediante una lente, quema una cartulina especial. La duración de la insolación correspondiente a un periodo determinado, se define como la suma de los subperiodos durante los cuales la irradiancia solar directa supera los 120 W/m^2 (IDEAM, 2021).

Figura 5.

Heliógrafo de Campbell y Stokes



Nota. Tomado de (IDEAM, 2021)

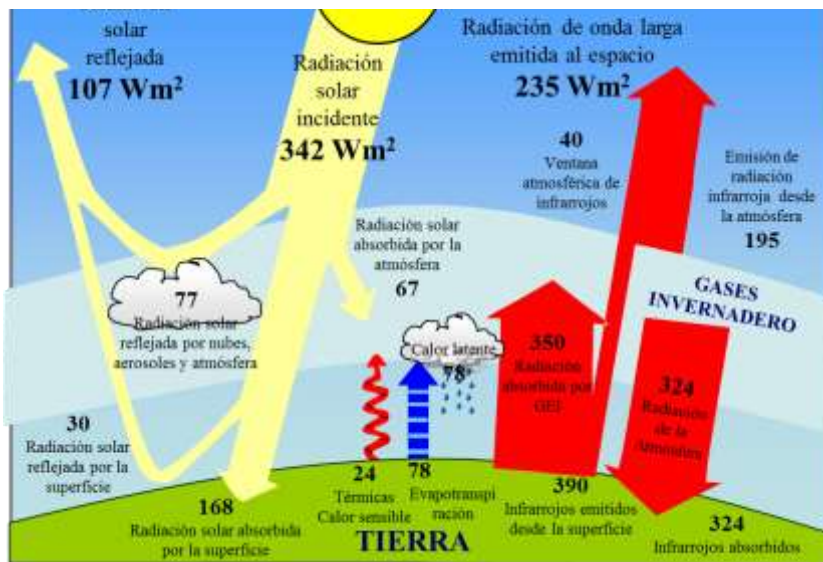
La radiación solar entrante se intercepta en la superficie de la tierra como componentes directos, difusos, y reflejados. La radiación directa se intercepta sin dificultades en una línea directa proveniente desde el sol, por otro lado, la radiación difusa se dispersa por componentes atmosféricos, como las nubes y el polvo (*Figura 6*). La radiación reflejada se refleja desde entidades de superficie. La suma de la radiación directa, difusa y reflejada se denomina radiación solar total o global.

En el contexto de esta investigación, el desarrollo metodológico se realiza en la ciudad de San Juan de Pasto, la cual, según los mapas de brillo solar elaborados por el IDEAM y la UPME (2005), presenta entre 11 a 12 horas de sol al día en promedio. Comprender la duración de la insolación y la distribución de los componentes de la

radiación es fundamental para interpretar correctamente los datos obtenidos por los sensores UV instalados en la ciudad.

Figura 6.

Radiancias típicas a nivel del mar en distintas condiciones y sus respectivos porcentajes con respecto a la constante solar



Fuente. Tomado de (Ferrer, 2025) Lección 5: Balance de radiación neta.

2.2.4 Interpolación geoestadística : Método kriging

El método kriging es una técnica de interpolación geoestadística ampliamente utilizada para estimar el valor de una variable en ubicaciones no muestreadas, a partir de datos disponibles en puntos cercanos. A diferencia de otros métodos de interpolación, como el inverso de la distancia o el spline, Kriging tiene en cuenta la correlación espacial entre los puntos y proporciona una estimación óptima en términos de varianza mínima (Goovaerts, 1997).

El modelo general del Kriging ordinario se expresa como una combinacion lineal de los valores medidos definidos en la ecuación 1.

$$\hat{Z}(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (1)$$

Donde:

$\hat{Z}(x_0)$: Estimación del valor en la ubicación no muestreada x_0 .

$Z(x_i)$: Valor observado en la ubicación x_i .

λ_i : Pesos asignados a cada punto según el modelo de semivariograma.

n : número de puntos vecinos considerados en la estimación.

Los pesos λ_i se determinan de forma que minimicen la varianza del error de estimación, bajo la condición de que la suma de los pesos sea igual a 1 de acuerdo a la ecuacion 2 :

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad (2)$$

De esta forma se garantiza que el estimador no tenga sesgo sistemático.

Para encontrar los pesos λ_i , se resuelve el siguiente sistema de ecuaciones lineales determinados en las ecuaciones 3 y 4.

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j \gamma(x_i, x_j) + \mu = \gamma(x_i, x_0) \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1 \quad (4)$$

donde:

$\gamma(x_i, x_j)$: es la funcion de semivarianza entre los puntos x_i, x_j .

$\gamma(x_i, x_0)$: es la semivarianza entre el punto x_i y el punto a estimar x_0 .

μ : es un multiplicador de Lagrange que impone la restricción de suma unitaria.

La semivarianza empírica se calcula como de acuerdo a la ecuacion 5:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (5)$$

Donde:

h : es la distancia entre pares de puntos.

$N(h)$: es el número de pares de puntos separados por la distancia h .

La función semivariograma describe cómo varía la similitud entre puntos a medida que aumenta la distancia, ideal para establecer los pesos de los residuos a aplicar.

Se ajusta un modelo teórico a la semivarianza empírica. Los modelos más comunes son los modelos esférico, exponencial y gaussiano que se representan en las ecuaciones 6, 7 y 8.

- Modelo esférico:

$$\gamma(h) = \begin{cases} C_0 + C \left[\frac{3h}{2a} - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right], & \text{si } h \leq a \\ C_0 + C, & \text{si } h > a \end{cases} \quad (6)$$

- Modelo exponencial:

$$\gamma(h) = C_0 + C \left[1 - \exp \left(-\frac{h}{a} \right) \right] \quad (7)$$

- Modelo gaussiano :

$$\gamma(h) = C_0 + C \left[1 - \exp \left(-\left(\frac{h}{a} \right)^2 \right) \right] \quad (8)$$

Donde :

C_0 : efecto pepita (nugget) considerado como la variación a pequeñas distancias.

C : Varianza estructural.

a : alcance (rango), distancia donde se alcanza la meseta (sill).

Por lo que se dice que este método geoestadístico de interpolación lineal es óptimo, ya que incorpora la estructura del campo del parámetro medido, proporcionando así una metodología objetiva para el trazado de mapas con la distribución espacial de cualquier variable meteorológica, estando limitada su validez a zonas que puedan ser puestas homogéneas (Porrás Velázquez, 2017).

2.2.5 Método de interpolación Random Forest

El método Random Forest (RF) es un algoritmo de aprendizaje supervisado que pertenece a la familia de métodos de ensamblaje (ensemble learning) y se basa en la construcción de un conjunto de árboles de decisión (decision trees), cada uno entrenado sobre una muestra aleatoria de los datos de entrenamiento y un subconjunto aleatorio de las variables predictoras (Breiman, 2001).

La predicción final se obtiene promediando las salidas individuales de los árboles en el caso de problemas de regresión, o por votación mayoritaria en problemas de clasificación. Esta estrategia introduce aleatoriedad en dos niveles:

1. Muestreo de observaciones (bootstrap sampling) para entrenar cada árbol.
2. Selección aleatoria de predictores en cada división interna del árbol.

Ambos mecanismos reducen la varianza del modelo y limitan el sobreajuste (overfitting), lo que lo hace robusto frente a datos ruidosos y altamente colineales. Además, RF es capaz de modelar relaciones no lineales y complejas sin requerir supuestos de normalidad, homocedasticidad o linealidad de las variables, lo que resulta especialmente ventajoso en contextos ambientales donde la variabilidad espacial y temporal suele ser elevada (Zhang et al., 2024).

La elección de RF como estimador de la tendencia responde a su capacidad para manejar datos de alta dimensionalidad, tolerancia al ruido, y escasa sensibilidad a colinealidad entre covariables (Breiman, 2001). Una vez ajustado el modelo de tendencia, los residuales se modelan mediante kriging ordinario para capturar estructuras espaciales no explicadas por RF.

La función general de predicción de RF (ecuación 9), puede expresarse como:

$$\hat{y}_{RF}(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(x) \quad (9)$$

donde:

- $\hat{y}_{RF}(x)$ es el valor predicho para un vector de entrada x ,
- B es el número total de árboles en el bosque,
- $T_b(x)$ es la predicción del árbol b .

Una vez obtenida la estimación de la tendencia con RF, se calculan los residuales como la diferencia entre los valores observados y las predicciones del modelo (ecuación 10):

$$e(S_i) = z(S_i) - \hat{y}_{RF}(x(S_i)) \quad (10)$$

donde:

- $e(S_i)$ es el residual en la ubicación espacial S_i
- $z(S_i)$ es el valor observado en S_i
- $\hat{y}_{RF}(x(S_i))$ es la predicción obtenida con RF.

Cuando los residuales muestran dependencia espacial, se ajusta un variograma teórico a su estructura de semivarianza, y posteriormente se emplea kriging ordinario para estimar dichos residuales en ubicaciones no muestreadas.

La estimación final de RF-RK (ecuación 11) se expresa como:

$$\hat{Z}(S_0) = \hat{y}RF(x(S_0)) + \hat{e}(S_0) \quad (11)$$

donde:

- $\hat{Z}(S_0) = \hat{y}$ es la predicción final en la ubicación s_0 , s_0 ,
- $\hat{y}RF(x(S_0))$ es la tendencia estimada mediante RF,
- $\hat{e}(S_0)$ es el residual estimado mediante kriging ordinario.

De esta manera, El análisis de los residuales permite identificar patrones espaciales persistentes que no han sido explicados por el modelo de tendencia.

2.2.6 Método de interpolación por el inverso de la distancia (IDW)

El método de interpolación por pesos ponderados por el inverso de la distancia (IDW), es un método no geoestadístico en la que se estima el valor de un punto no muestreado como un promedio ponderado de los valores conocidos, donde los pesos disminuyen con la distancia. Se aplica generalmente en escenarios donde no se dispone de suficientes datos para ajustar un modelo de variabilidad espacial (Porrás Velázquez, 2017), sin embargo, este método no toma en cuenta la estructura espacial real del fenómeno, por lo que puede resultar menos preciso.

2.2.7 Evaluación de errores en la estimación de radiación solar

Para la evaluación en la estimación de errores, (Shcherbakov et al. 2013), los datos obtenidos se someten a un tratamiento basado en las medidas estadísticas para la validación de errores usada en el procesamiento de datos. De acuerdo a esto, se sugiere que los estudios relacionados con la estimación solar se presentan en tres grandes categorías:

- medidas de error promedio de predicción.
- medidas de error absoluto de predicción.
- medidas basadas en el porcentaje del error.

A continuación, se describe cada una de estas medidas estadísticas utilizadas para evaluar la precisión en la estimación de variables como la radiación solar.

2.2.7.1 Error promedio de la predicción.

Para su cálculo, los datos obtenidos se trabajan con la diferencia de las desviaciones y el error, el cual se define en la ecuación 12:

$$e_t = (G_t - f_t) \quad (12)$$

Donde:

G_t es el valor de irradiancia calculado en el tiempo t .

f_t es el valor de irradiancia estimado en el mismo intervalo de tiempo.

Con base en estos errores individuales (e_t), se puede calcular la desviación media estándar, conocida como Mean Bias Deviation (MBD), según la ecuación 13:

$$MBD = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i \quad (13)$$

Donde n es el total de observaciones en un tiempo dado. Si el resultado es positivo, indica que el modelo está sobrestimado, o si es negativo, indica que el modelo está subestimado.

2.2.7.2 *Error Absoluto de la predicción.*

Este grupo involucra las medidas que calculan el error absoluto como:

- **Mean Absolute Error (MAE):** es una medida estadística que no considera la dirección de las desviaciones, indicando el promedio del error absoluto presente entre la estimación y la observación (ecuación 14).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i| \quad (14)$$

La MAE y MBD resultan ser complementarias, ya que la MBD no mide la totalidad del error por las cancelaciones que se dan entre las desviaciones positivas y negativas.

- **Median Absolute Error (MdAE):** Similar al MAE, pero emplea la mediana en lugar del promedio (ecuación 15), lo que reduce la influencia de valores atípicos:

$$MdAE = \text{median}_{i=1,n} (e_t) \quad (15)$$

- **Root Mean Square Error (RMSE):** calcula la raíz cuadrada del promedio del error al cuadrado, de los valores estimados y los observados (ecuación 16)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2} \quad (16)$$

El RMSE, tiene un dominio de valores que van desde cero hasta infinito y es sensible a la detección de datos atípicos.

2.2.7.3 *Medidas basadas en el porcentaje del error.*

Estas métricas expresan los errores en términos relativos (ecuación 17), facilitando su interpretación como porcentaje:

$$P_t = \frac{|e_t|}{G_t} \quad (17)$$

A partir de este factor, se derivan varias medidas:

- **Mean Absolute Percentage Error (MAPE):** Es similar al MAE, excepto porque en su expresión incorpora en el denominador la media de las observaciones multiplicado por cien, como una forma de estandarizar el resultado (ecuación 18).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n 100 * |P_i| \quad (18)$$

Cuando los valores del resultado son cercanos a cero señalan estimaciones con un alto grado de confianza.

- **Median Absolute Percentage Error (MdAPE):** su expresión es similar a la MAPE, pero en este caso se aplica la mediana (ecuación 19).

$$MdAPE = \text{median}_{i=1,n} (100 * |P_i|) \quad (19)$$

Su ventaja radica en que es más resistente a la influencia de datos atípicos.

- **Root Mean y Median Square Percentage Error (RMSPE):** comúnmente se conoce como la forma relativa de expresar el RMSE (ecuación 20).

$$RMSPE = \sqrt{\text{mean}_{i=1,n} (100 * |P_i|^2)} \quad (20)$$

También puede expresarse empleando la mediana, como en la ecuación 21.

$$RMdSPE = \sqrt{\text{median}_{i=1,n} (100 * |P_i|^2)} \quad (21)$$

En general, estas mediciones estadísticas no son simétricas y los valores atípicos tienen una gran influencia, por consiguiente, una precaución al momento de evaluar modelos es con el sesgo que presentan los errores, conllevando a interpretaciones inadecuadas. En cuanto a las medidas de porcentaje, cuando el dominio de la variable observada incluye el cero, el cálculo del factor no es posible.

2.2.8 Mapeo de irradiancia.

El mapeo de irradiancia es una herramienta esencial en la evaluación de la radiación solar que incide sobre una superficie terrestre. A nivel global, existen diversos métodos y programas utilizados para este tipo de estudios, que combinan datos de sensores remotos, estaciones meteorológicas y modelos matemáticos de simulación. Estos métodos permiten representar con mayor precisión la disponibilidad energética solar sobre una región determinada, lo cual resulta fundamental en estudios de energías renovables, planificación urbana o agricultura de precisión.

De acuerdo con el Congreso Nacional de Medio Ambiente (CONAMA), en su artículo sobre la realización de mapas de irradiación para la Comunidad Autónoma de la Región de Murcia, se implementó un sistema para la captura y tratamiento de datos de irradiancia global, difusa y temperatura ambiente. Para ello se utilizó el programa *r.sun*, una herramienta de software que aplica técnicas de los Sistemas de Información Geográfica (SIG o GIS, por sus siglas en inglés) para evaluar la influencia de las variables geográficas sobre la irradiación solar captada sobre plano horizontal a nivel superficial. Mediante los resultados generados a partir de datos teóricos o genéricos y con la realimentación proveniente de correlaciones de medidas de estaciones

meteorológicas, se logró una evaluación precisa de la irradiación incidente sobre la región (Delgado, 2004).

Por otro lado, existen métodos de mapeo satelital basados en imágenes obtenidas por satélites geoestacionarios. Un ejemplo de ello es el uso de imágenes del sensor remoto del satélite GOES (Geostationary Operational Environmental Satellites) (*Figura 7*), el cual opera en una órbita geosincrónica sobre el ecuador a una altitud aproximada de 35.800 kilómetros. Este satélite meteorológico proporciona observaciones periódicas cada 30 minutos, lo cual permite una caracterización dinámica de las condiciones atmosféricas y su efecto sobre la radiación solar (National Aeronautics and Space Administration, 2025).

Figura 7.

Satélite GOES

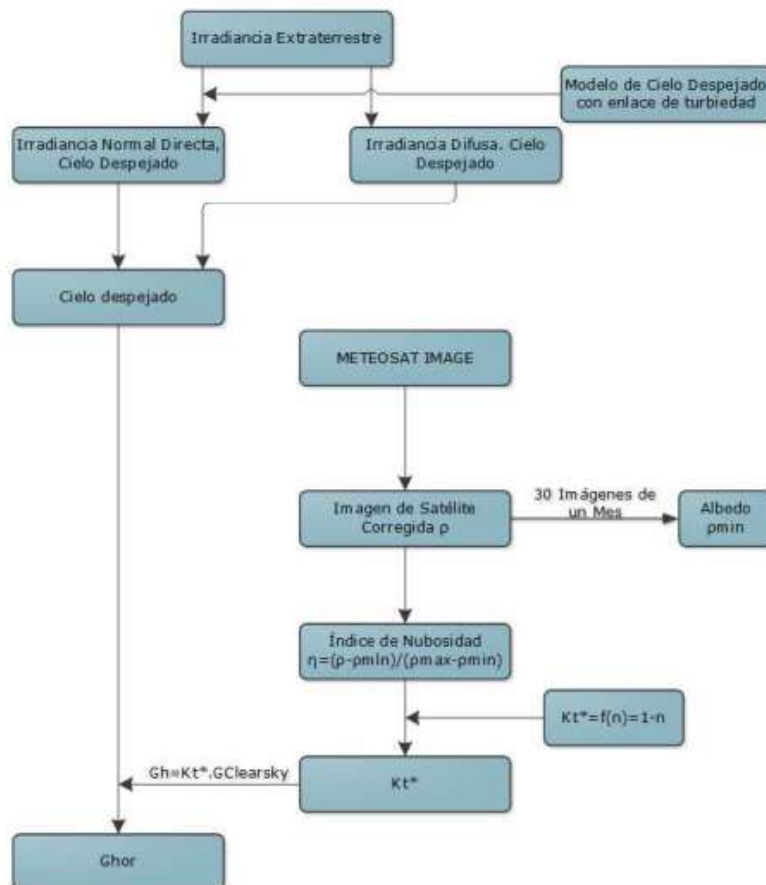


Nota. Tomado de National Aeronautics Space Administration (2025).

Una metodología derivada del análisis satelital es el esquema HELIOSAT (Figura 8), el cual permite la estimación de la irradiancia solar mediante el análisis de dos componentes principales: la irradiancia directa y la irradiancia difusa. El modelo HELIOSAT considera dos situaciones atmosféricas fundamentales: cielo despejado y cielo con presencia de nubes, a partir de las cuales se ajusta la estimación de la radiación global incidente (Doncel, 2018). Este enfoque ha demostrado ser útil especialmente en regiones donde las estaciones meteorológicas son escasas o no distribuidas uniformemente.

Figura 8.

Diagrama de flujo Método Heliosat



Fuente Tomado de (Doncel, 2018)

Finalmente, en el presente proyecto se desarrolló una metodología propia de mapeo de irradiancia, implementada en el entorno de programación *Visual Studio Code*, donde se generaron mapas de calor a partir de las mediciones de irradiancia procesadas mediante interpolación.

Aunque el enfoque práctico y los resultados obtenidos se abordan en los capítulos correspondientes a resultados y análisis de resultados, esta aproximación se fundamenta en los principios aquí descritos, especialmente en técnicas de georreferenciación, procesamiento de datos UV y generación visual mediante software de desarrollo propio.

2.2.9 Sensores de Irradiancia.

Para la definición del sensor de irradiancia se determinan diversos parámetros de acuerdo a las necesidades requeridas. Para el desarrollo de este proyecto, la elección del sensor partió de una lista donde se involucran los siguientes sensores:

- Módulo sensor de luz UV GY-ML8511.
- Sensor de luz ultravioleta, VEML6070.
- Sensor Ultravioleta (UV) - UVM30A.
- Sensor UV (SEN0175).
- Sensor GUVA-S12SD.

Luego de evaluar sus características técnicas, costos y disponibilidad en el mercado local, se determinó que el sensor GUVA-S12SD era la opción más adecuada. Este sensor destacó por su bajo costo, facilidad de uso, accesibilidad y la posibilidad de establecer una correlación confiable con un sensor profesional de irradiancia. Debido a

estas ventajas, se decidió emplearlo como base para la estimación de irradiancia, a partir de un proceso de calibración y correlación con la estación meteorológica Davis Vantage Pro 2.

El sensor GUVA-S12SD genera una señal analógica proporcional al índice UV incidente. Para obtener un valor útil, fue necesario implementar un procesamiento de señal por software, el cual convierte el valor analógico medido por el ADC en una tensión (mV) y, posteriormente, en un índice UV. Esta conversión se basa en una tabla de equivalencias entre el voltaje de salida y el índice UV, como se muestra en la Figura (Figura 9). Para calcular la tensión en milivoltios, basta con multiplicar el valor leído por el factor 103.

Figura 9.

Tabla de Equivalencias Entre Índice UV, Tensión de Salida y Valor Analógico

UV Index (Índice UV)	0	1	2	3	4	5
Vout(mV)	<50	227	318	408	503	606
Valor analógico	<10	46	65	83	103	124
UV Index (Índice UV)	6	7	8	9	10	11 ⁺
Vout(mV)	696	795	881	976	1079	1170+
Valor analógico	142	162	180	200	221	240

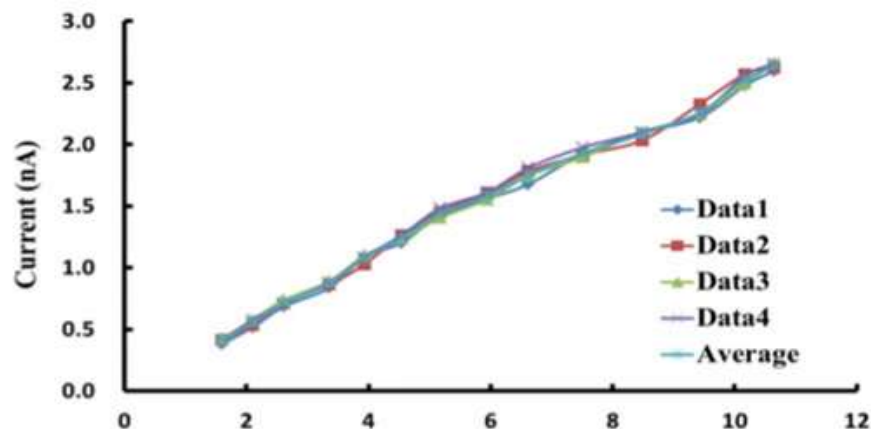
Fuente. Tomado de Roithner LaserTechnik GmbH (2015), GUVA-S12SD Datasheet (p. 1).

Para este sensor se ha realizado una función que se encarga de obtener el valor analógico del sensor GUVA-S12SD y, a través de los cálculos pertinentes, transforma la lectura del ADC en tensión (mV). Mediante estructuras de control se relaciona el índice UV con los mV obtenidos.

El principio de funcionamiento del sensor GUVA-S12SD se basa en la generación de una corriente proporcional a la irradiancia UV recibida. Su comportamiento lineal puede observarse en la *Figura 10*, donde se muestra la relación entre la corriente inducida y el índice UV. Este rango varía desde aproximadamente 0.40835 nA para un índice UV de 1.8 hasta 2.6331 nA para un índice UV de 11.

Figura 10.

Relación Entre Corriente e Índice UV Sensor GUVA S12SD



Nota. Tomado de Roithner LaserTechnik GmbH (2015),GUVA-S12SD Datasheet (p. 2).

2.2.10 Influencia de la topografía en la radiación solar.

La topografía juega un papel crucial en la distribución espacial de la radiación solar incidente en la superficie terrestre. Las características geográficas como montañas, valles y pendientes pueden alterar significativamente la cantidad y la

intensidad de la radiación solar que llega a diferentes áreas. Las zonas montañosas tienden a experimentar una mayor exposición solar en las laderas orientadas al sur, mientras que los valles pueden experimentar sombra solar y menos radiación en ciertos momentos del día (Gueymard, 2008).

Estas variaciones topográficas deben ser consideradas en el diseño y la planificación de proyectos de energía solar, ya que pueden tener un impacto significativo en la viabilidad y eficiencia de las instalaciones fotovoltaicas y térmicas (Bohórquez-ballén & Salle, 2007), así, la selección de los puntos de medición ubicados en la ciudad de San Juan de Pasto y utilizados en este estudio se realiza asegurando una distribución estratégica en función de las características geográficas de la zona de análisis. Los detalles sobre dicha ubicación y su justificación se presentan en el capítulo de metodología.

2.2.11 Impacto de la topografía en la eficiencia de sistemas fotovoltaicos.

La topografía del terreno es un factor determinante en el rendimiento de los sistemas fotovoltaicos, ya que influye directamente en la cantidad de radiación solar que puede ser captada por los módulos. Las pendientes, orientaciones y sombras producidas por accidentes geográficos como colinas o edificaciones pueden reducir significativamente la eficiencia de una instalación solar si no son adecuadamente consideradas durante su diseño.

Una inclinación y orientación subóptimas pueden provocar pérdidas por desviación del ángulo de incidencia ideal de la radiación solar. Además, la acumulación de sombras en determinados momentos del día —producidas por montañas, árboles u

otras estructuras elevadas— puede reducir la generación de energía, especialmente en zonas con topografía irregular (Skoplaki & Palyvos, 2009).

Asimismo, la altitud y las condiciones microclimáticas locales inducidas por la topografía pueden influir en la temperatura ambiente y la ventilación natural de los paneles, factores que afectan la eficiencia de conversión de los módulos fotovoltaicos. Como lo señalan Skoplaki y Palyvos (2009), la eficiencia de los módulos disminuye a medida que aumenta su temperatura de operación, por lo que una correcta ubicación geográfica puede contribuir a mantenerlos dentro de un rango térmico óptimo.

Por lo tanto, en el análisis de viabilidad y diseño de sistemas fotovoltaicos, resulta fundamental realizar una evaluación detallada del relieve del terreno, con el fin de maximizar la captación solar y minimizar las pérdidas por sombra y sobrecalentamiento.

2.2.12 Variabilidad temporal de la radiación solar.

La radiación solar incidente en la superficie terrestre presenta variaciones temporales y espaciales que son influidas por diversos factores atmosféricos, geográficos y astronómicos. Estos factores incluyen la posición del sol, la época del año, la latitud, la altitud, la cobertura de nubes, la contaminación atmosférica y la topografía del terreno (Gueymard, 2012; Porras Velázquez, 2017). La interacción de todos estos factores determina la cantidad y la distribución de la radiación solar que alcanza la superficie terrestre en un lugar y momento específicos.

La variabilidad temporal hace referencia a las fluctuaciones en la radiación solar a lo largo del día y del año, causadas principalmente por dos procesos astronómicos: la

rotación de la Tierra sobre su eje y su órbita alrededor del sol. Durante el día, la radiación solar aumenta gradualmente desde el amanecer hasta alcanzar su máximo al mediodía, cuando el sol se encuentra en su punto más alto en el cielo. Posteriormente, la radiación solar disminuye hasta el atardecer. Esta variabilidad diaria tiene implicaciones directas en el rendimiento de los sistemas de energía solar, ya que la radiación solar disponible cambia constantemente, lo que afecta la cantidad de energía generada en función de la hora del día (Porrás Velázquez, 2017).

Este fenómeno provoca una distribución desigual de la radiación solar a lo largo del año. Durante los meses de verano, el sol permanece más tiempo en el cielo y sus rayos inciden con mayor intensidad, lo que resulta en mayores niveles de radiación solar. En cambio, durante los meses de invierno, los días son más cortos y la radiación solar es menos intensa. Estos cambios estacionales afectan la cantidad de energía solar que se puede aprovechar, lo que debe tenerse en cuenta al diseñar e instalar sistemas fotovoltaicos o térmicos, especialmente en regiones con marcadas diferencias estacionales.

La variabilidad espacial hace referencia a las diferencias en la cantidad de radiación solar que llega a diferentes ubicaciones geográficas y altitudes. Las zonas cercanas al ecuador reciben más radiación solar a lo largo del año debido a la mayor inclinación de los rayos solares. En cambio, las regiones polares reciben menos radiación debido a la menor inclinación de los rayos solares y a la mayor duración de los períodos nocturnos durante el invierno. La latitud es, por tanto, uno de los factores más determinantes en la cantidad de radiación solar que una región recibe. La altitud también juega un papel importante en la variabilidad espacial de la radiación solar. A

medida que la altitud aumenta, la atmósfera se vuelve menos densa, lo que permite que más radiación solar llegue a la superficie. Por lo tanto, las regiones de mayor altitud suelen recibir más radiación solar que las zonas a nivel del mar. Esta atenuación de la radiación solar con la altitud es relevante para el diseño de sistemas solares en zonas montañosas o elevadas (Eraso-Checa, Erazo, & Escobar, 2017).

De esta forma, se considera que La variabilidad temporal y espacial de la radiación solar son elementos cruciales para el diseño, la optimización y la operación de sistemas de energía solar. Comprender cómo varían los niveles de radiación solar a lo largo del día y del año.

2.3 Definicion de Variables

2.3.1 Definicion Nominal

Se define como variable principal la efectividad del modelo de mapeo de irradiancia solar, descrito como la capacidad del modelo implementado para estimar con presicion los niveles de irradiancia en puntos geograficos no muestreados a partir de los datos obtenidos por los sensores en la Tabla 1:

Tabla 1

Definición y operacionalización de variables nominales

Variable	Indicador	Definición conceptual
Efectividad del modelo de mapeo de irradiancia solar	RMSE, R^2 , error absoluto medio, error relativo	Grado de ajuste entre la irradiancia estimada por el modelo y la irradiancia real medida por sensores calibrados.

Fuente : Elaboración propia.

2.3.2 Definición Operativa

Comparación entre irradiancia medida (sensores GUVA calibrados con estación DAVIS (Random Forest) y estimada (modelo Kriging), expresada mediante análisis estadístico.

2.4 Hipótesis

La metodología para el mapeo de la irradiancia basada en la ubicación de sensores permite conocer con una efectividad igual o superior al 95% el valor de irradiancia estimado en una zona determinada.

2.4.1 Hipotesis alternativa.

La metodología para el mapeo de la irradiancia basada en la ubicación de sensores permite conocer con una efectividad igual o superior al 95% el valor de irradiancia estimado en una zona determinada.

2.4.2 Hipotesis nula.

La metodología para el mapeo de la irradiancia basada en la ubicación de sensores no permite conocer con una efectividad igual o superior al 95% el valor de irradiancia estimado en una zona determinada.

3. Metodología

En este capítulo se encuentra la raíz de la investigación, la metodología propuesta en aras de abordar los objetivos del capítulo previo. Es por ello que su correcta ejecución requiere un enfoque sistemático y riguroso cuyas bases se consolidan en procedimientos y aportes teóricos claros. Esta metodología proporciona un puente entre los objetivos planteados y los resultados esperados, donde la incidencia de validez y confiabilidad deben ser prioridad para cada proceso obtenido. A lo largo de este capítulo, se describirá con minuciosidad el diseño de la investigación, la población y muestra seleccionada, los instrumentos utilizados para la recolección de datos, el procedimiento seguido durante el estudio, y el análisis que se aplicará a los datos recopilados. Asimismo, se abordarán las consideraciones a la investigación y se reconocerán las limitaciones del estudio.

Cada elemento metodológico se ha concebido con un propósito específico, alineado estrechamente con los objetivos de la investigación y con la aspiración de generar resultados robustos y significativos.

3.1 Enfoque de la Investigación

El enfoque de la investigación es cuantitativo, ya que recopiló datos numéricos que permitan probar hipótesis y establecer patrones de comportamiento. Según Hernández (Hernández et al., 2014): “el enfoque cuantitativo utiliza la recolección de datos para probar hipótesis con base en la medición numérica y el análisis estadístico, con el fin de establecer pautas de comportamiento y probar teorías”. Este enfoque es particularmente adecuado dado que el estudio busca medir y analizar variables como la

irradiancia solar, la altitud, la latitud, la longitud y el radio de cobertura, todas cuantificables. El enfoque cuantitativo permite medir la variabilidad espacial de la irradiancia solar en diversas áreas geográficas y condiciones ambientales, facilitando el análisis de cómo las ubicaciones específicas de los sensores influyen en la precisión del mapeo. Mediante el uso de técnicas estadísticas, se establecen modelos predictivos y validación de hipótesis relacionadas con la distribución de la irradiancia, proporcionando resultados objetivos y generalizables (Creswell & Creswell, 2018).

3.2 Paradigma de la Investigación

El paradigma que orienta la investigación cuantitativa es el neopositivismo, este sustenta epistemológicamente las investigaciones cuantitativas. Este enfoque sostiene que el conocimiento científico debe obtenerse a partir de observaciones empíricas verificables, utilizando métodos rigurosos de cuantificación y análisis, aunque reconociendo que los resultados son siempre provisionales y susceptibles de ser reevaluados con nuevas evidencias (Schlegel, 1995; Cohen, Manion & Morrison, 2018). Desde esta perspectiva, cada hallazgo puede ser controlado, contrastado y revisado de manera sistemática, lo que implica una comprensión progresiva y racional de los fenómenos que se observan. De esta manera, la presente investigación adopta el paradigma neopositivista al desarrollar una metodología para el mapeo de irradiancia basada en la ubicación de sensores, articulando un proceso lógico-racional validado empíricamente mediante la modelación matemática del radio de cobertura del sensor GUVB-S12SD.

3.3 Método

El presente trabajo se enmarca en el método empírico-analítico, el cual se basa en la observación sistemática, medición cuantitativa, análisis de datos y verificación de hipótesis a partir de la experiencia (Kerlinger & Lee, 2002; Hernández et al., 2022).

En este tipo de investigación, se hace uso de técnicas de recolección de datos cuantificables, como el registro de irradiancia mediante sensores electrónicos, para comprender el comportamiento de esta variable en distintos puntos geográficos.

Posteriormente, dichos datos son sometidos a análisis y modelamientos estadísticos que permiten modelar el área de cobertura de los sensores y validar los supuestos teóricos del estudio, articulando la teoría con la realidad observable.

3.4 Tipo de Investigación

Es una investigación es cuantitativa, aplicada y descriptiva enfocada en la medición de las variables de índice UV, irradiancia, tiempo, R², el RMSE y el error relativo. Según Hernández et al. (2014), la investigación descriptiva permite especificar propiedades importantes de fenómenos que son analizados, en este caso la irradiancia en correlación con la intensidad UV. De igual manera, la investigación se basa en la observación directa y simultanea de múltiples variables en un período de tiempo lo que la hace no experimental. El propósito busca desarrollar una metodología para el mapeo de irradiancia basada en la ubicación de sensores que permita determinar el radio de cobertura de cada sensor implementado.

3.5 Diseño de la Investigación

Para la Investigación denominada “metodología para el mapeo de irradiancia basada en la ubicación de sensores” se trabajó con un diseño de investigación preexperimental; el cual se caracteriza por determinar una ubicación de sensores considerando una pre prueba la cual permita desarrollar una metodología enfocada en la realización de un mapeo de irradiancia y de esta forma poder determinar un área de cobertura del sensor.

Para este caso los grupos serían:

G O_1 X O_2

Donde:

G: Ubicación de sensores GUVA S12 SD

X: metodología para el mapeo de irradiancia

O_1 : medición de irradiancia pre prueba

O_2 : medición de irradiancia post prueba aplicando el modelamiento desarrollado en la metodología.

3.6 Población

La población de interés abarca el conjunto de datos de radiación en los puntos geográficos ubicados dentro de los límites urbanos de la ciudad de San Juan de Pasto, ubicada en el departamento de Nariño, Colombia donde se pudo realizar la medición de irradiancia solar. Esta ciudad presenta características geográficas favorables para, su ubicación en una zona andina y condiciones climáticas particulares la convierten en un lugar propicio para el análisis de la irradiancia solar.

3.7 Muestra

La muestra de esta investigación está constituida por cinco puntos seleccionados dentro del área urbana de la ciudad. La elección de estos puntos se realizó con base en criterios de exposición solar y accesibilidad para la instalación de sensores.

Cada punto de muestreo fue equipado con un sensor GUVA S12 SD, dispositivo especializado en la detección de radiación ultravioleta, dicha señal fue procesada y almacenada digitalmente. La distribución espacial de los puntos permitió cubrir zonas con diferentes características geográficas, facilitando la interpolación que se realiza posteriormente mediante el método geoestadístico Kriging.

El tamaño de la muestra se consideró suficiente para aplicar un análisis de interpolación, teniendo en cuenta que el objetivo principal no es una generalización estadística, sino la construcción de un modelo espacial de irradiancia basado en datos georreferenciados. La selección no fue aleatoria, sino intencional, en función del diseño metodológico propuesto.

3.8 Técnicas de Recolección de Información

Las técnicas de recolección de información son fundamentales en la investigación científica, ya que permiten cuantificar las variables de estudio mediante procedimientos sistemáticos y controlados (Hernández et al., 2014). En este proyecto de tesis, se emplean estrategias especializadas de observación directa y monitoreo instrumental para capturar datos relacionados con la irradiancia solar y el índice de radiación UV, asegurando así datos confiables para su análisis posterior.

Toda medición o instrumento de recolección de datos debe reunir tres requisitos esenciales: confiabilidad, validez y objetividad (Hernández et al., 2014). En materia de lo anterior, para el desarrollo de la “metodología para el mapeo de irradiancia basada en la ubicación de sensores” se dispone la implementación de un sistema de captura de datos en tiempo real, respaldado por procedimientos de calibración, manejo de errores y registro automatizado, aplicados a una red de sensores de intensidad UV con referencia GUVa S12SD.

3.9 Instrumentos de Recolección de la Información

3.9.1 Archivos de registro digital en formato CSV

Los datos obtenidos por los sensores GUVa-S12SD, previamente calibrados por la estación meteorológica DAVIS, se almacenaron de forma estructurada en archivos de texto con formato CSV (Comma Separated Values). Cada archivo incluye variables como fecha, hora, ubicación geográfica (latitud, longitud), valor de índice UV y valor de irradiancia estimado a partir de la regresión polinómica. Estos archivos son generados automáticamente por el programa compilado en el sistema de adquisición de datos a base de Arduino a partir de los valores tomados por los sensores Guva S12SD

3.9.2 Módulo de almacenamiento microSD

Durante la adquisición en campo, los registros se almacenaron de forma automática en una tarjeta de memoria microSD, conectada al sistema Arduino MEGA mediante un módulo micro sd conectado al arduino. Esta memoria actúa como instrumento físico de almacenamiento, almacenando la información sin necesidad de conexión a redes. Posteriormente, los datos son extraídos y organizados en una computadora para su posterior análisis y procesamiento.

3.9.3 Base de datos digital para organización de datos

Se diseñó una base de datos digital en hojas de cálculo de Microsoft Excel donde se sistematizó la información contenida en los archivos CSV. Esta base de datos incluyó un seguimiento por sensor, día de medición, fecha, hora, y posicionamiento GPS, lo que permitió complementar los datos instrumentales con notas de verificación. Su uso favoreció el diseño del proceso de medición y la validación cruzada de lecturas.

3.9.4 Bases de datos digitales para el procesamiento estadístico

Para el análisis estadístico y la interpolación geoestadística mediante el método Random Forest y Kriging, los datos registrados fueron estructurados en bases de datos compatibles con entornos de desarrollo como Python (pandas) y Visual Studio Code, en donde se implementaron scripts de procesamiento, limpieza de datos, graficación y modelado.

4. Resultados

4.1 Diseño de una metodología para el mapeo de irradiancia

El diseño de la metodología se desarrolló en función de las necesidades de estimación espacial de la radiación solar mediante sensores de bajo costo, integrando técnicas de procesamiento de datos, modelado estadístico y análisis espacial a fin de obtener una representación precisa de la irradiancia en el área de estudio.

El proceso metodológico se desarrolló en varias etapas secuenciales, incluyendo la definición del área de estudio, la selección y calibración de los sensores frente a una estación meteorológica profesional (Davis Vantage Pro 2), la adquisición de datos, su posterior distribución espacial, el preprocesamiento, limpieza de datos tomados y su interpolación. Cada uno de estos pasos se diseñó para garantizar la calidad de los datos y la confiabilidad del modelado geoestadístico posterior.

4.1.1 Descripción del diseño general del sistema

El diseño del sistema se centró en establecer una infraestructura de monitoreo de irradiancia basada en la ubicación de sensores económicos, capaz de generar mapas de cobertura solar con un nivel razonable de precisión relacionado al R^2 , la raíz del error cuadrático medio (RMSE), error relativo (MAPE) y demás métricas estadísticas aplicadas en los cálculos de irradiancia. La metodología se estructuró en las siguientes fases:

- **Fase de preprocesamiento y calibración:** Como parte inicial de la metodología se deben realizar procedimientos de toma de datos entre los sensores UV y los

datos de irradiancia proporcionados durante 12 días. Estos datos deben ser preprocesados mediante técnicas de limpieza y filtrado para asegurar la integridad de la información eliminando datos faltantes. Para el desarrollo de este proyecto de investigación, dentro del periodo comprendido entre el 15 y el 26 de abril de 2024, se compararon las lecturas de los cinco sensores GUVVA-S12SD con los valores registrados por la estación Davis ubicada en la Universidad CESMAG. Esta fase permitió obtener una de calibración mediante un algoritmo de ensamble de árboles de decisión (Random Forest).

- **Fase de despliegue y registro:** Como siguiente paso, los sensores se ubican en 5 puntos estrategicos considerando el posicionamiento GPS de cada uno durante 12 días. Para el desarrollo de la metodología, durante el período comprendido entre el 6 al 17 de mayo de 2024 , los sensores fueron ubicados en cinco puntos de la ciudad, cuyas coordenadas geográficas se presentan en la Tabla 3 . En esta etapa se recolectaron datos de índice UV junto con marca de tiempo y posición geográfica.
- **Fase de modelado e interpolación:** Finalmente, luego de los procedimientos anteriores comienza la etapa de análisis y modelado donde mediante un procedimiento de implementación del método Random Forest y Kriging se generan mapas de calor visualizando los comportamientos de la variable irradiancia. Dentro de la implementación de esta fase en el desarrollo de la metodología considerando que los datos habian sido calibrados y georreferenciados, se aplicó el método Random Forest para la interpolación de los datos de irradiancia acompañado del método Kriging ordinario el cual es

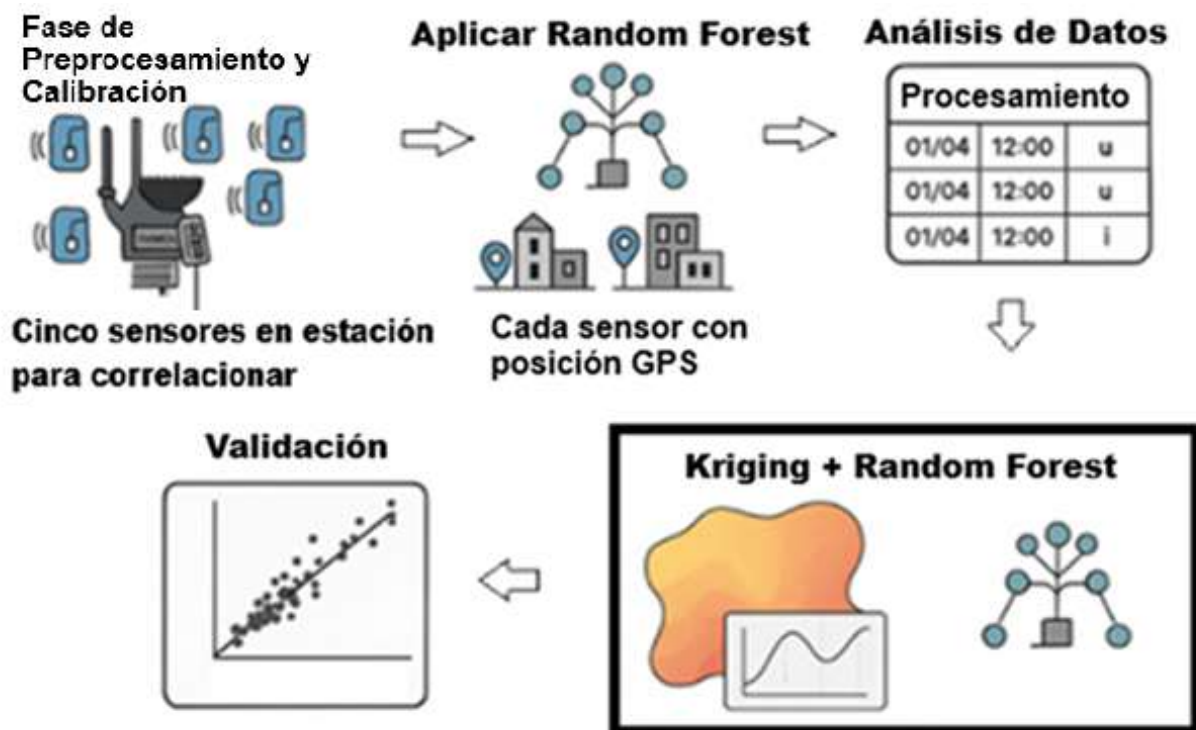
aplicado a los residuos generados entre los valores reales de irradiancia y las predicciones calculadas a partir de los datos en la fase de despliegue y registro, esto con el fin de agregar el factor espacial y corregir errores de posición no estimados por el método Random Forest a fin de interpolar la irradiancia en toda el área de estudio y generando un mapa de calor que refleja la distribución espacial de la radiación solar para cualquier fecha comprendida en la fase de despliegue y registro.

Fase de validación: La validación de la información corresponde al procedimiento corresponde a la ultima etapa de la metodología. Comprobar las métricas de rendimiento de los modelos generados por el método Random Forest junto al proceso de interpolación geoestadístico Kr-iging permite asegurar la validez no solo de los modelos generados sino de toda la metodología descrita. En la implementacion de este trabajo de investigación se tomó la validación de los modelos mediante validacion cruzada para los datos de calibración en la fase inicial y una validación a nuevos datos tomados durante 1 día, información que se ampliará en los capítulos posteriores.

Para facilitar la comprensión completa de todo proceso metodológico descrito, se presenta un figura (Figura 11) que describe el proceso desde la selección del enfoque y el diseño experimental, hasta la calibración de los sensores, la recolección sistemática de datos y el análisis estadístico mediante interpolación espacial durante el desarrollo de la investigación.

Figura 11.

Proceso metodológico para el mapeo de irradiancia con sensores GUVA S12-SD



Nota. Elaboración propia.

4.1.2 Periodo de registro y dispositivos utilizados

Durante la fase de calibración, se tomaron mediciones simultáneas entre los sensores GUVA y la estación Davis durante 12 días con una frecuencia de una lectura por segundo, guardando el promedio de todos los datos tomados cada 5 minutos. Esto permitió establecer una marca de tiempo para cada valor con el propósito de alinear los conjuntos de datos por parte de los sensores y la estación de referencia.

En la fase de despliegue, los sensores registraron datos de índice UV, fecha, hora, latitud y longitud, almacenándose en formato CSV durante 12 días. Los datos se procesaron posteriormente en software como Excel y Python, con el fin de organizarlos,

limpiarlos y prepararlos para el análisis de interpolación geoestadística. Finalmente, se toma un día de registro en el punto de la universidad CESMAG como punto de validación final a falta de accesibilidad a una zona diferente a los puntos de medición.

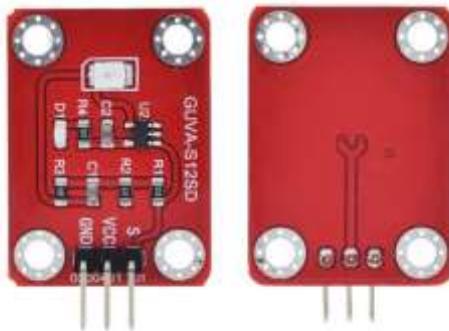
El proceso de recolección de datos sobre el índice UV y la irradiancia empleó diversos instrumentos diseñados para asegurar precisión y consistencia en la captura de datos que se describen a continuación.

4.1.2.1 *Sensor GUVA S12SD para medición del índice UV.*

El sensor GUVA-S12SD es un fotodiodo de tipo analógico que permite la medición del índice UV de forma directa mediante una señal de salida proporcional a la radiación ultravioleta incidente (Figura 112).

Figura 122.

Sensor GUVA S12SD



Nota. Imagen del módulo sensor GUVA-S12SD tomada de ProtoSupplies (2025).

Este sensor opera con un voltaje de alimentación de 3.3 V a 5.5 V, siendo totalmente compatible con microcontroladores de 5V. Su salida típica es de 1 V a plena radiación UV ($\sim 10 \text{ mW/cm}^2$) y tiene una precisión de $\pm 10\%$ en condiciones ideales. El

consumo de corriente es extremadamente bajo, inferior a 1 mA, lo cual permite un uso eficiente en sistemas portátiles o autónomos. La sensibilidad espectral del GUVA-S12SD cubre el rango de 280 a 390 nm, siendo ideal para captar radiación UV-A y UV-B. La linealidad de su respuesta facilita el proceso de calibración frente a equipos de referencia.

4.1.2.2 *Estación meteorológica DAVIS como punto de referencia.*

La estación meteorológica DAVIS Vantage Pro 2, usada como sistema de referencia, proporciona mediciones con alta precisión para múltiples variables ambientales (Figura13). El sensor solar de esta estación tiene una resolución de 1 W/m², un rango operativo de 0 a 1800 W/m², y un error máximo de $\pm 5\%$. La estación cuenta con alimentación por panel solar y batería interna, y su transmisión de datos inalámbrica opera en una frecuencia de 868 MHz, con un alcance de hasta 300 metros en línea de vista.

Figura 13.

Estación meteorológica Davis Vantage Pro 2



Fuente. Tomada de Bioweb, (2023).

4.1.2.3 *Sistema de adquisición de datos basado en el módulo Arduino Mega.*

El sistema de adquisición está basado en un Arduino MEGA 2560, que cuenta con 54 pines digitales I/O y 16 entradas analógicas, lo cual permite la lectura simultánea de múltiples sensores GUVA (**¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**Figura 14).

El microcontrolador ATmega2560 opera a 5 V, con un consumo promedio de 70 mA en modo activo, y su velocidad de reloj es de 16 MHz. La conversión analógica-digital se realiza a una resolución de 10 bits, permitiendo una discriminación de voltajes de aproximadamente 4.9 mV por unidad, suficiente para registrar los pequeños cambios de voltaje entregados por el GUVA S12SD. El Arduino fue configurado para registrar datos a una frecuencia de muestreo de una lectura cada segundo, almacenando el promedio de cada cinco minutos lo que permite un seguimiento continuo sin comprometer la memoria disponible. (Arduino, 2025).

Figura 14

Arduino Mega



Fuente. Tomada de Arduino, (2025).

4.1.2.4 Sistema de adquisición de datos basado en el módulo Arduino YUN.

El Arduino YUN combina el microcontrolador ATmega32u4 y el Atheros AR9331 (Figura 115). Su voltaje de operación es de 5V (a través de USB o fuente externa), y tiene un consumo aproximado de 50 mA en reposo, llegando hasta 500 mA en carga máxima. Tiene 20 pines digitales (7 PWM) y 12 entradas analógicas. Su memoria incluye 16 MB de memoria flash y una tarjeta microSD para almacenamiento extendido. (Arduino, 2025).

Figura 135

Arduino Yun



Fuente. Tomada de Arduino, (2025).

4.1.2.5 *Módulo de reloj en tiempo real (DS1307) para sincronización temporal.*

El módulo DS1307 es un reloj en tiempo real con interfaz I2C que proporciona información precisa de fecha y hora. Opera a 5 V, con un consumo típico de 500 nA cuando funciona desde la batería de respaldo (CR2032), lo que garantiza su funcionamiento autónomo por varios años sin necesidad de energía externa (Figura 116). La precisión temporal del módulo, una vez calibrado, presenta un error máximo de ± 2 segundos por día. Este módulo permite añadir marcas temporales exactas a cada muestra, facilitando la correlación entre series temporales y las condiciones atmosféricas.

Figura 146.

Módulo de reloj DS1307 con batería.



Nota. Tomada de Tinitronics, (2019).

4.1.2.6 *Módulo de tarjeta micro SD.*

El módulo lector de tarjetas microSD (Figura 117) es un componente diseñado para proporcionar almacenamiento externo a sistemas embebidos y plataformas de

desarrollo como Arduino, permitiendo la lectura y escritura de datos en tiempo real sobre memorias de tipo microSD. Su funcionamiento integra un regulador de voltaje de 3.3 voltios con una velocidad de transferencia que va habitualmente entre 2 MB/s a 25 MB/s.

Este dispositivo actúa como un puente entre el microcontrolador y la tarjeta microSD, facilitando el intercambio de datos mediante el protocolo SPI, de esta manera su implementación permitió la creación de archivos, escritura secuencial, lectura y cierre seguro de archivos para evitar corrupción de datos, su registro de almacenamiento de datos obtenidos por los sensores se tomó como el promedio de datos capturados en intervalos de 5 minutos.

Figura 157.

Módulo de lectura y escritura MicroSD



Fuente. tomada de Naylamp Mechatronics, (2013)

4.1.2.7 Sistema de protección y montaje de sensores.

Para asegurar la integridad de los instrumentos en ambientes exteriores, las conexiones eléctricas y la tarjeta Arduino fueron protegidas con una carcasa IP65 de material plástico anti-UV (Figura 118), la cual impide el ingreso de agua y polvo. El montaje de los sensores se realizó sobre la tapa plástica de PVC asegurando una

exposición homogénea y evitando interferencias por sombras o reflejos. Además, se utilizaron conectores herméticos para evitar ruidos electromagnéticos que pudieran afectar la lectura de voltajes tan bajos.

Figura 168.

Carcasa de protección del sistema electrónico de adquisición



Fuente. Elaboración propia.

En conjunto, estos instrumentos constituyen una plataforma robusta y confiable para la recolección de información, asegurando la integridad y precisión de los datos obtenidos. Su uso permitió realizar un análisis exhaustivo de las condiciones ambientales, como principal recurso para el desarrollo de una metodología para el mapeo de irradiancia solar en el área de estudio.

4.1.3 Configuración de la red de sensores

La red de sensores estuvo compuesta por cinco dispositivos GUVA-S12SD , cada uno conectado a un microcontrolador Arduino. Para la fase de calibración, se utilizó un Arduino MEGA , mientras que durante la fase de despliegue se empleó un Arduino YUN en cada sensor para permitir su funcionamiento autónomo.

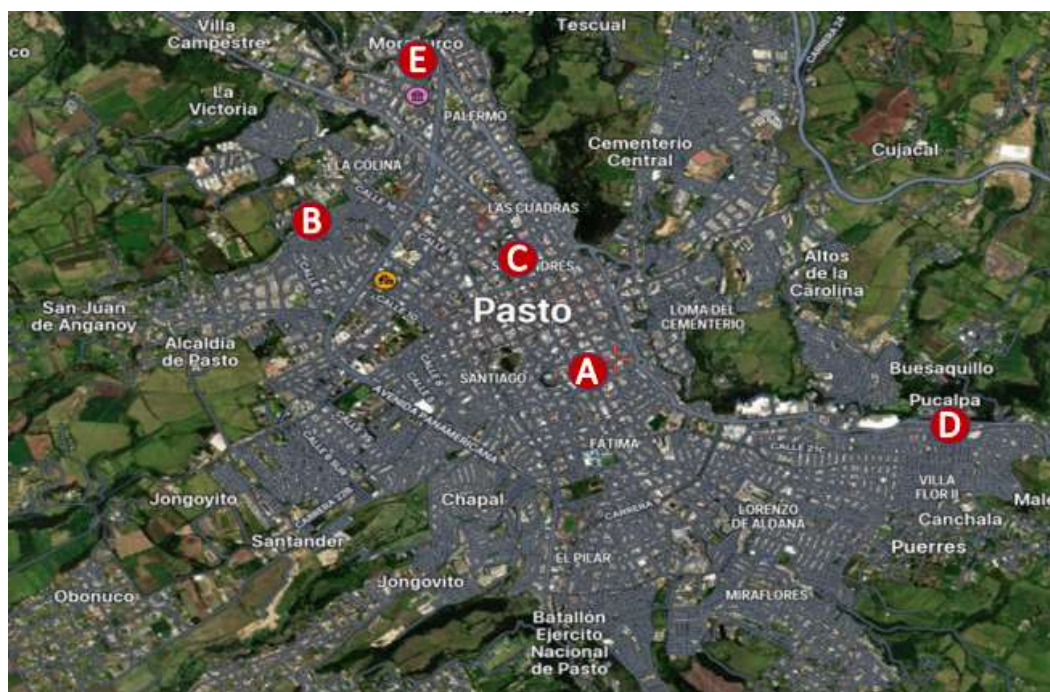
Cada sensor en su adquisición de datos contó con:

- Un módulo DS1307 para sincronización temporal.
- Un módulo con tarjeta micro SD para almacenamiento local de datos.
- Alimentación eléctrica constante mediante cargadores USB de 5 V y 3 A.

Se identificaron cinco ubicaciones (Tabla 2) dentro del área urbana con criterios de variación topográfica, accesibilidad y exposición solar (Figura 119).

Figura 179.

Distribución Geoespacial de sensores



Fuente: Elaboración propia a partir de captura de imagen en Google Earth (2025)

Las coordenadas geográficas de la ubicación de los sensores (Tabla 2) son las siguientes:

Tabla 2. Posicionamiento GPS de los Sensores GUYA S12SD

Sensor	Punto asociado	Descripción / Lugar	Latitud (°N)	Longitud (°W)
UV1	Punto A	Universidad CESMAG	1.208886	-77.273698
UV2	Punto C	Barrio Maridíaz	1.219856	-77.285399
UV3	Punto B	Torres de Mariluz 2	1.221378	-77.294682

Sensor	Punto asociado	Descripción / Lugar	Latitud (°N)	Longitud (°W)
UV4	Punto D	Pucalpa 3	1.206970	-77.256469
UV5	Punto E	Barrio Morasurco	1.232891	-77.285092

Fuente: Datos suministrados por dispositivo GPS. Elaboración propia.

La distribución de los sensores se realizó en función de la accesibilidad eléctrica, priorizando ubicaciones donde pudiera asegurarse alimentación constante.

4.1.4 Proceso de Calibración de Datos UV e Irradiancia

Como parte inicial del proceso de calibración de datos UV e irradiancia, el preprocesamiento de datos fue una fase crítica para asegurar la calidad y consistencia de los datos. Antes de realizar los procesos de calibración y correlación, los datos se importaron en estructuras tipo *Dataframe* para su manipulación en librerías de software desarrolladas en lenguaje de programación python especializadas en análisis de datos. Esto permitió llevar a cabo un proceso de preprocesamiento que incluyó:

Manejo de valores atípicos : Para su tratamiento, se identificaron mediante el criterio del rango intercuartílico (IQR) (Frery, 2022), eliminando aquellos datos que se encuentran fuera del rango $[Q1 - 1.5 \cdot IQR, Q3 + 1.5 \cdot IQR]$.

Los resultados fueron los siguientes:

- UV1: Rango válido [-8.8, 15.2], outliers eliminados: 31 (1.8%)
- UV2: Rango válido [-9.0, 15.0], outliers eliminados: 26 (1.5%)
- UV3: Rango válido [-8.838, 15.262], outliers eliminados: 24 (1.4%)
- UV4: Rango válido [-8.850, 14.750], outliers eliminados: 32 (1.9%)
- UV5: Rango válido [-8.500, 15.500], outliers eliminados: 29 (1.7%)

Los resultados arrojaron un total de 142 datos atípicos (0.82% del total de registros), lo cual permitió reducir el sesgo en el análisis y brindó una mejora a la precisión de las etapas posteriores del modelado.

Manejo de datos faltantes : Se toleró un máximo del 10% de datos faltantes por sensor . El número de datos faltantes se mantuvo muy por debajo del límite permitido en todos los casos:

- UV1: 31 faltantes (1.8%)
- UV2: 26 faltantes (1.5%)
- UV3: 24 faltantes (1.4%)
- UV4: 32 faltantes (1.9%)
- UV5: 29 faltantes (1.7%)

Dado que ningún sensor superó el umbral de exclusión, se conservaron todos los sensores para el análisis posterior.

En el preprocesamiento de datos, es frecuente la aparición de valores faltantes o atípicos que, de no ser tratados, afectan significativamente la calidad del análisis y la validez de los modelos predictivos (Kamalov & Sulieman, 2021). Para mitigar este problema, se emplean técnicas de imputación simples como el *forward fill* (propagación del último valor válido hacia adelante) y el *backward fill* (propagación del valor siguiente hacia atrás), las cuales permitieron mantener la coherencia temporal de los datos.

Dado que los datos del archivo de calibración muestran una alta autocorrelación positiva, es decir, cuando los valores adyacentes tienden a ser similares, la imputación mediante propagación conserva mejor la estructura del patrón original. Según Kamalov y Sulieman (2021), estas aproximaciones presentan un rendimiento superior frente a

otros métodos como el relleno con la media cuando la serie exhibe fuerte dependencia temporal, ya que preservan los comportamientos de los datos sin introducir cambios abruptos en la señal.

Finalmente, se realizó una inspección y diagnóstico para cada archivo, tanto para el archivo de calibración como para el archivo de estimación. La inspección se hacía en pro de verificar la presencia y validez de los datos, reportando valores nulos, ceros y posibles inconsistencias para los datos de calibración (**¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**) y más adelante para los datos de estimación (Tabla 4) asegurando que la base de datos resultante sea adecuada para el modelado e interpolación.

Tabla 3

Diagnóstico de calidad de datos (calibración)

Variable	Nulos	Ceros	Total de filas
Fecha	0	0	1728
Hora	0	0	1728
Irradiancia	0	26	1728
UV1	0	419	1728
UV2	0	435	1728
UV3	0	417	1728
UV4	0	441	1728
UV5	0	403	1728

Fuente. Elaboración propia.

Tabla 4. *Diagnóstico de calidad de datos (estimación)*

Variable	Nulos	Ceros	Total de filas
Fecha	0	0	1740
Hora	0	0	1740
UV1	0	344	1740
UV2	0	393	1740
UV3	0	352	1740
UV4	0	390	1740
UV5	0	344	1740

Fuente. Elaboración propia.

Previo al modelado, se calcularon estadísticas descriptivas como la media, desviación estándar, valores mínimo y máximo de cada variable relevante. Estos indicadores dentro de los datos de calibración permitieron identificar la dispersión y rangos de medición, así como validar la consistencia interna del conjunto de datos de acuerdo a la Tabla 5 .

Tabla 5. *Estadísticas descriptivas de los datos de calibración después del preprocesamiento*

Estadísticas	Fecha	Hora	Irradiancia	UV1	UV2	UV3	UV4	UV5	UV_prom
Número de datos	1728	1728	1728.00	1728	1728	1728	1728	1728	1728.00
Media	—	—	313.23	3.97	3.82	3.97	3.77	4.07	3.92
Desviación estándar	—	—	282.13	3.94	3.92	3.93	3.87	3.95	3.82
Mínimo	—	—	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Percentil 25	—	—	83.75	0.20	0.00	0.20	0.00	0.50	0.80
Mediana (50%)	—	—	242.00	3.10	2.70	3.00	2.70	3.10	2.91
Percentil 75	—	—	436.00	6.20	6.00	6.22	5.90	6.50	5.92
Máximo	—	—	1454.00	15.50	15.50	15.50	15.50	15.50	15.50

Fuente. Elaboración Propia.

Nota. El símbolo “—” indica que el valor no es aplicable.

La dispersión de los datos mediante la desviación estándar encontró que los 5 sensores presentaron una variabilidad considerable, lo cual se esperaba en mediciones de índice UV a lo largo del día, debido a que estas están influenciadas por diversos factores naturales.

Luego del preprocesamiento, los registros de los sensores GUVa y los datos de la estación meteorológica Davis fueron alineados temporalmente, empleando como

criterio de cruce únicamente las filas con coincidencia exacta en la marca de tiempo establecida en las etapas de toma de datos para los sensores y las marcas de tiempo proporcionadas por la estación DAVIS, en las mediciones, la información temporal estaba almacenada en dos columnas independientes: Fecha y Hora.

Para optimizar el análisis y facilitar el cálculo de promedios y correlaciones temporales, estas marcas de tiempo se unificaron en un solo registro de tipo timestamp (fecha y hora combinadas). Esta conversión fue necesaria para generar gráficas de comportamiento continuo a lo largo del día y para los modelos de interpolación, donde la variable tiempo debía manejarse como un valor numérico continuo.

Para el modelado de irradiancia para cada uno de los sensores, los datos obtenidos tenían como variables de entrada el índice UV calibrado, cuyos valores de cada sensor GUVA-S12SD se encontraban en una escala de (0 a 15.5) y la hora decimal (Hora + min/60). De igual manera, se estableció como variable objetivo la irradiancia solar, donde las mediciones de referencia se encontraban en una escala de 0 a 1454 W/m^2 , con esto, se generaron múltiples árboles de decisión por software donde cada árbol se entrenó con un subconjunto aleatorio de datos (bootstrap). En cada división del nodo (split) se seleccionó aleatoriamente un subconjunto de variables predictoras (irradiancia y hora decimal) reforzando la diversidad entre árboles. Para cada uno de los cinco puntos donde se ubicaron los sensores GUVA-S12SD, se construyó un modelo individual. De esta manera, la irradiancia se estimó a partir de los datos UV leídos para cada sensor y la hora registrada para cada dato.

El modelado mediante Random Forest se configuró por software de manera dinámica, esto, con el fin de buscar la optimización de hiperparámetros de forma automática a cada sensor (**¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**) a fin de maximizar el ajuste de R^2 y minimizar el error en la validación. Como método de optimización se eligió la “Busqueda en cuadrícula” (gridSearchCV), una técnica que prueba todas las combinaciones posibles de los hiperparámetros definidos en una “rejilla” (*Grid*) comparando sus resultados. Sin embargo, como resultado del modelado, se puede presentar un sobreajuste, para lo cual se realizó un proceso de validación que consistió en separar los datos en entrenamiento y validación de modo que el modelo se evalúe con información que nunca vio durante el entrenamiento.

La técnica de validación cruzada de 5 particiones (*5-fold cross-validation*) dividió el conjunto de datos en 5 bloques o “*folds*” de tamaño similar y en cada iteración se usaron 4 bloques para entrenar el modelo, el bloque restante se utilizó para validar. Este proceso se repite 5 veces, de manera que cada bloque servía una vez como un conjunto de validación. Finalmente, se calcularon métricas de R^2 , MAE, RMSE y el error relativo (MAPE) representando el rendimiento esperado del modelo en datos nuevos.

Tabla 6

Hiperparámetros óptimos del modelo Random Forest (Calibración)

Sensor	N_est	Minsampsplit	Minsampleaf	Max_feat	Max_dep
UV1	700	2	4	log2	20
UV2	700	2	4	log2	20
UV3	100	5	5	log2	—
UV4	50	5	4	log2	50
UV5	1000	10	2	log2	10

Fuente. Elaboración Propia.

Nota. N_est = Número de estimadores, Minsampsplit = División mínima de muestras, Minsampleaf = Muestras mínimas por rama, Max_feat=Características predictoras Max_dep=Profundidad.

Una vez configurados los hiperparámetros, la implementación de los modelos a los datos proporcionados por cada uno de los 5 sensores (previamente preprocesados) generaron métricas con resultados óptimos esperados (

Tabla 7):

Tabla 7. Resumen de métricas modelo Random Forest por sensor UV (Calibración)

Sensor	R^2 Promedio	R^2 Desviación	RMSE Promedio	RMSE Desviación	MAE	Error Relativo (%)	Fold 5 R^2	Fold 5 RMSE
UV1	0.843	0.015	111.18	8.92	61.33	19.29	0.827	117.53
UV2	0.836	0.015	113.28	7.19	62.21	19.56	0.831	116.15
UV3	0.839	0.016	112.17	6.44	63.63	20.01	0.830	116.64
UV4	0.846	0.007	110.01	5.42	61.41	19.31	0.858	106.56
UV5	0.831	0.018	115.33	9.56	62.70	19.72	0.837	114.02

Fuente. Elaboracion propia.

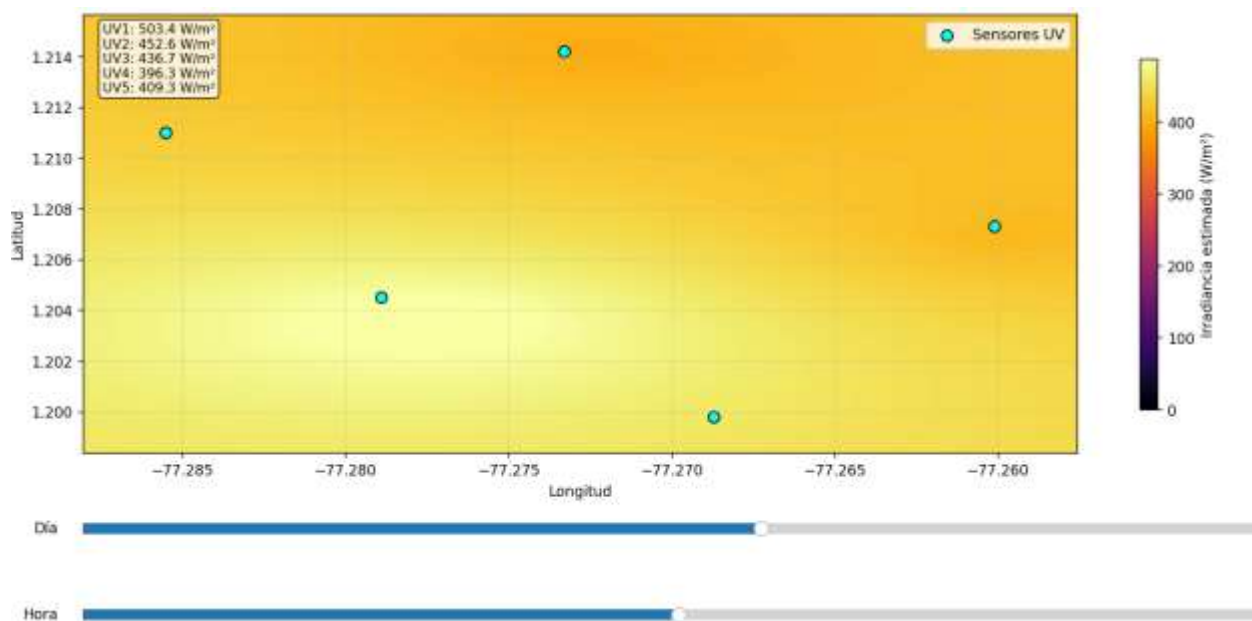
En todos los casos, se obtuvo un desempeño notable, con valores de R^2 mayores al 0.8 para 4 de los 5 sensores y errores relativos (MAPE) inferiores al 20%. Esto indica que los modelos para los cinco sensores presentan muy buena capacidad predictiva y una baja dispersion de errores. De igual forma, se apreció que los modelos predicen con una desviación pequeña respecto a los valores reales, confirmando que no hay un sobreajuste significativo por la coherencia de las métricas respaldando un

desempeño bastante homogéneo entre los sensores, esto, basándose únicamente en el sensor UV calibrado y la hora del día para la predicción del método Random Forest.

Para una mejor apreciación del modelo se generaron mapas de calor (Figura 20) a partir de los datos estimados con la creación de una malla regular que ajustó su resolución a 300 x 300 (90000 puntos) de acuerdo al tamaño del área definida por las coordenadas GPS de todos los sensores, luego, se realiza un ajuste a la escala y colorea la región sobre el área de estudio representando la implementación de RF como método de interpolación para todos los puntos del mapa de acuerdo a lo aprendido por cada modelo para cada sensor.

Figura 18.

Mapa de Calor- Irradiancia Solar en la ciudad de San Juan de Pasto RF



Nota. Representación en mapa de calor para el día 12 de mayo del 2024 a las 11:45 a.m.

El mapa de calor presentado para el 12 de mayo del 2024 a las 11:45 a.m. permite visualizar la distribución espacial de la irradiancia UV estimada en el área de estudio, a partir de los valores registrados por los sensores ubicados en las coordenadas previamente descritas en la Tabla 2. Se puede apreciar un gradiente en la intensidad de la radiación, con mayores valores en la zona norte y central, donde el sensor UV1 reporta el máximo (503,4 W/m²), y menores niveles hacia el sur y oeste, en correspondencia con el sensor UV5 (409,3 W/m²). La interpolación realizada refleja de manera coherente las variaciones entre las mediciones puntuales, mostrando que la irradiancia no se distribuye de forma totalmente homogénea en el territorio. Este patrón sugiere la influencia de factores locales como el ángulo de incidencia solar, la nubosidad parcial o las características topográficas, los cuales pueden generar microvariaciones en la intensidad de la radiación, de esta forma, la representación visual mediante un gradiente de color facilita la identificación de áreas de mayor exposición.

4.2 Generación de un modelo de estimación de irradiancia para el alcance de los sensores

El modelo Random Forest (RF) presentó un buen ajuste entre las mediciones de irradiancia y las variables predictoras (índice UV y hora decimal) alcanzando valores de R cuadrado mayores a 0.8 en la mayoría de los sensores. Sin embargo, su naturaleza no espacial limita la capacidad de capturar la autocorrelación geográfica presente en los datos. En otras palabras, el RF estima correctamente el valor en un punto dado por sus características, pero no aprovecha la relación existente entre puntos cercanos en el espacio.

Es por ello que se aplicó el método de interpolación de kriging ordinario sobre los residuos generados por el modelo Random Forest (Residual Kriging) y los datos reales de irradiancia entregados por la estación Davis. La implementación del método Kriging a los residuos, permitió aprovechar el buen modelamiento predictivo del modelo RF con la capacidad del Kriging para modelar la dependencia espacial de los errores, logrando una mejora en la precisión y en la coherencia espacial del mapeo de irradiancia. Los residuos se definieron de acuerdo a la ecuación 22.

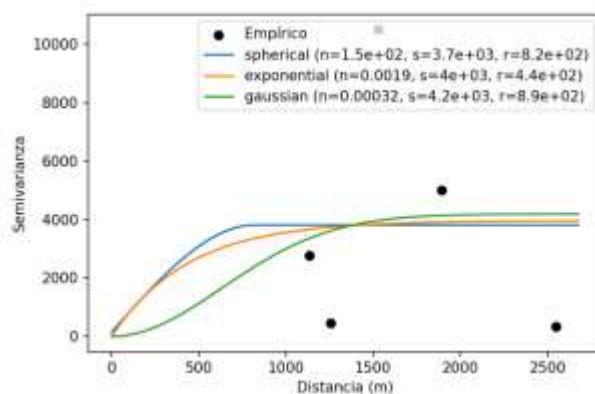
$$\varepsilon = y_{\text{observado}} - y_{\text{predicho}} \quad (22)$$

Los residuos se analizaron mediante variogramas experimentales (Figura 21) para identificar su estructura de dependencia espacial. Se ajustaron los modelos, esférico, exponencial y Gaussiano para identificar el modelo que mejor describiera la variación espacial de la irradiancia estimando sus parámetros característicos.

El variograma experimental (Figura 21) se construyó a partir de los residuos entre los valores reales de irradiancia y los valores del modelo de estimación de irradiancia (Random Forest) utilizando las coordenadas geográficas de cada punto de medición. El modelo esférico fue el que mostró el mejor ajuste visual y una estructura espacial coherente con la naturaleza de los datos, se obtuvieron los siguientes resultados.

Figura 19.

Variograma empírico y modelos teóricos.



Nota. Semivariograma para 14 de mayo de 2024, 12:50 p.m.Elaboracion propia.

La Tabla 8 muestra los parámetros estimados para cada modelo junto con el error cuadrático medio obtenido en la validación cruzada tipo *Leave-One-Out Cross Validation* (RMSE_LOO). Los valores del nugget para cada modelo se establecieron en cero debido a que para valores de irradiancia menores a 94 W/m² la sensibilidad de los sensores UV no brindaban valores representativos de irradiancia (valores muy cercanos a cero).

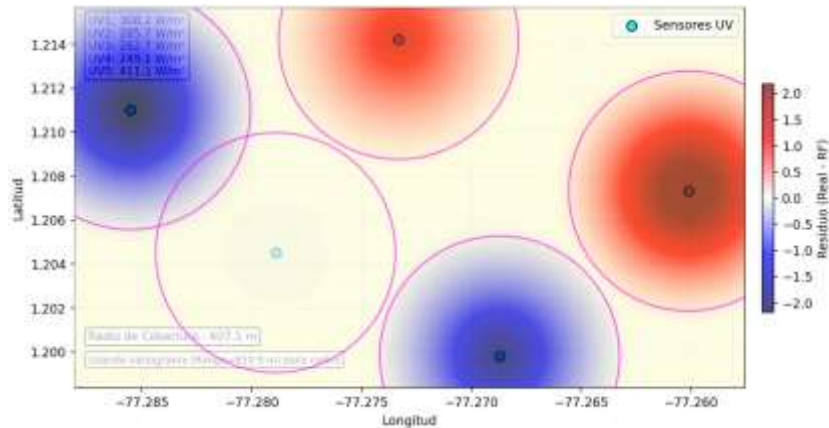
Tabla 8

Ajuste de modelos de variograma y desempeño en validación LOOCV

Modelo	Sill	Range	Nugget	RMSE_LOO
Esférico	8828.4	807	0	43.0861
Exponencial	8715.6	820	0	45.3985
Lineal	8723.2	-	0	59.4853
Gausiano	8702.7	950	0	69.3682

Nota. Selección basada en mínimos criterios RMSE.

Una vez ajustado el variograma, se aplicó el kriging ordinario interpolando los residuos en una malla regular sobre el área de estudio (Figura 22). La superficie resultante fue sumada mas adelante a la predicción inicial del RF para obtener el valor fíjal de irradiancia corregido espacialmente.

Figura 20.*Interpolación Kriging de residuos*

Nota. Mapa de Kriging de residuos para el 14 de mayo de 2024, 12:50 p.m.

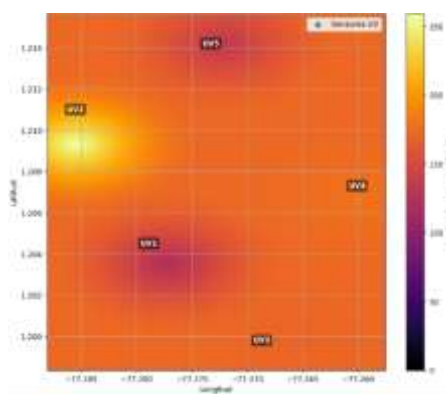
La presencia de áreas diferenciadas de sobreestimación (rojo) y subestimación (azul) confirma que los errores no son completamente aleatorios, sino que exhiben cierta estructura espacial. Este comportamiento es válido y esperado en modelos de predicción ambiental, dado que el Random Forest no incorpora directamente la correlación espacial entre observaciones, el modelo RF se entrenó teniendo en cuenta como variables predictorias la intensidad UV y la hora decimal .

La magnitud relativamente baja de los residuos, en comparación con los valores de irradiancia observados, evidencia que el modelo capturó adecuadamente la tendencia general, aunque persisten sesgos locales asociados posiblemente a factores no incluidos en las variables implementadas.

Para apreciar la implementación de esta mejora, se presenta inicialmente el mapa de irradiancia basado únicamente en la implementación RF para el mismo día y hora (Figura 23). En este mapa se aprecian zonas de transición marcadas por puntos fuertes referentes al impacto de la posición de los sensores, impacto que se refleja en la falta de relación de dependencia espacial entre sensores que el modelo no puede entender debido a su naturaleza no geoestadística y posteriormente se generó el mapa de irradiancia implementando RF + Kriging (Figura 24) donde esta densidad se ve corregida al igual que los valores predichos en toda el área.

Figura 21

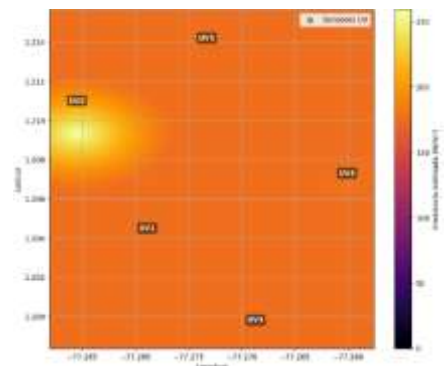
Mapa de irradiancia solar con modelamiento RF sin Kriging



Nota. Mapa de calor para el día 21 de abril de 2024 a las 7:35:00 a.m.

Figura 22

Mapa de irradiancia solar con modelamiento RF + Kriging



Nota. Mapa de calor para el día 21 de abril de 2024 a las 7:35:00 a.m.

El gráfico de modelamiento RF + Kriging muestra una mejor homogeneidad de las estimaciones para todos los mapas generados, esto, como resultado de la implementación del kriging de residuos al modelo RF previamente calculado. La mejora es más significativa en sensores ubicados en zonas con mayor heterogeneidad espacial de la irradiancia, como áreas con edificaciones irregulares (caso del sensor UV2). En estas zonas, el RF por sí solo no capta completamente los gradientes espaciales, mientras que el kriging de residuos incorpora información de puntos cercanos para refinar la estimación. Por el contrario, en áreas relativamente homogéneas (como la de UV5), la mejora es menor pero aún relevante. En términos prácticos, esto sugiere que la integración RF+Kriging es especialmente útil en escenarios urbanos complejos donde la variabilidad espacial es alta.

De esta manera, para la determinación del radio de cobertura de los sensores, se fundamenta en el parámetro *range* obtenido a partir del ajuste de variogramas a los residuos entre los datos reales y los datos predichos. Este parámetro representa la distancia máxima hasta la cual las mediciones mantienen dependencia espacial, lo que indica el área de influencia de cada sensor.

Dado que el valor del rango puede variar según el sensor y las condiciones por día como la fecha analizada y las condiciones locales, se calcularon los rangos por cada sensor a lo largo de las distintas simulaciones para todo el data set de estimaciones y a partir de ellos se extrajeron valores de referencia enfocados en la mediana (p50), que representa el comportamiento típico.

En la Tabla 10 se presentan los valores de rango por sensor, expresados como mediana (p50), percentil 75 (p75) y percentil 90 (p90) a modo complementario y los valores mínimos y máximos asociados a cada sensor.

Tabla 9. *Valores de rango (radio de cobertura) por sensor y para la red en su conjunto (metros)*

Sensor	Mediana p50	p75	p90	Mín	Máx
UV1	462.12	549.92	980.05	116.16	1027.84
UV2	378.06	455.76	945.44	105.63	999.85
UV3	251.27	775.81	1054.98	105.54	1085.99
UV4	450.69	607.12	1033.86	129.08	1081.28
UV5	384.06	880.15	1024.04	180.11	1040.02

Nota. Los valores corresponden a la distancia máxima de dependencia espacial (range) estimado mediante el ajuste de variogramas a los residuos de irradiancia. Se presentan medidas por sensor (mediana, percentil 75 y percentil 90).

En términos generales, los resultados muestran que los radios de cobertura medianos por sensor se sitúan entre 251 m (UV3) y 462 m (UV1), lo cual refleja diferencias en la extensión espacial de la dependencia de los residuos entre sensores. El sensor UV3 presenta la cobertura mediana más reducida, aunque alcanza valores elevados en los percentiles superiores (p75 = 775.81 m; p90 = 1054.98 m), lo que indica una alta variabilidad en su rango. Por el contrario, sensores como UV1 y UV4 muestran medianas más estables (superiores a 450 m) y distribuciones menos dispersas. Los valores de p90 y máximos en todos los sensores superan los 1,000 m, lo que evidencia que en situaciones más flexibles, la influencia espacial de los residuos podría extenderse hasta distancias cercanas a 1.1 km.

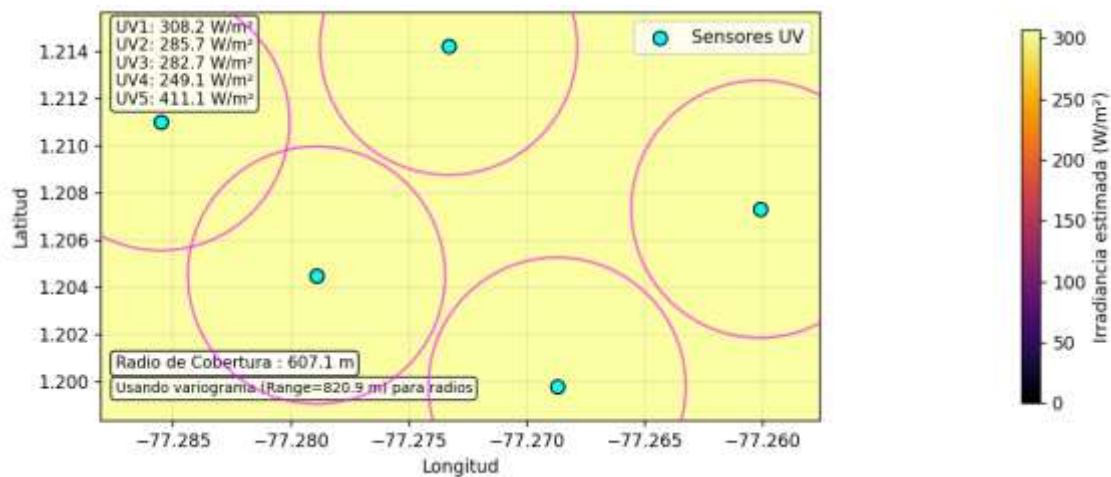
Sin embargo, a nivel global, la red presenta un radio representativo (p50) de 385.24 m como el promedio del percentil 50 para todos los sensores, lo que puede

considerarse un valor unificado para definir la cobertura promedio. Esta cifra es coherente con los resultados individuales y constituye un parámetro adecuado para representar de manera global la capacidad espacial de interpolación del sistema.

La representación del área de cobertura se puede apreciar en la figura 25:

Figura 23.

Radio de cobertura global para los sensores GUVa S12-SD



Nota. Radio de cobertura global estimado a partir del conjunto de datos predicciones..

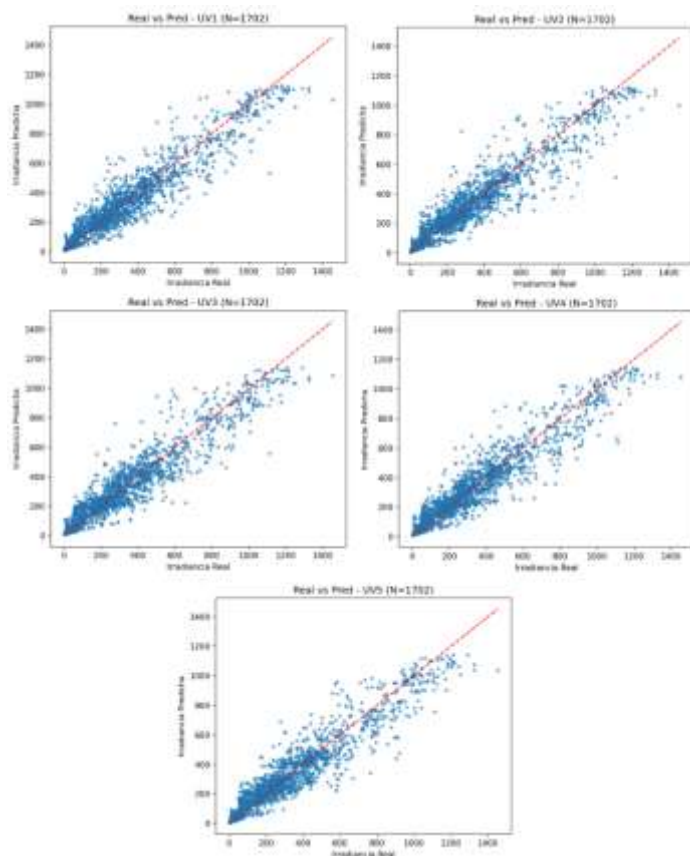
4.3 Evaluación de la metodología de mapeo de irradiancia

La metodología implementada para el mapeo de irradiancia se fundamentó en un enfoque híbrido que combina un modelo de Random Forest (RF) con la interpolación espacial de residuos mediante kriging. Esta estrategia permitió aprovechar la capacidad del modelo de aprendizaje automático para capturar relaciones no lineales entre variables predictoras y, posteriormente, corregir los patrones espaciales no explicados a través de un modelo geoestadístico.

La implementación del modelo RF en la fase de calibración arrojó una columna de irradiancia estimada para cada sensor luego de implementar el modelo RF respectivamente, es por ello que como parte del proceso de evaluación de la metodología se presenta el gráfico de dispersión para los valores de irradiancia obtenidos por parte de la estación DAVIS y los valores de irradiancia estimados por los modelos RF para cada uno de los sensores (Figura 26).

Figura 24.

Gráficos de dispersión entre los valores de irradiancia DAVIS e irradiancia estimada para los 5 sensores UV



Nota. Gráficos de dispersión para cada conjunto de datos de los sensores UV y los datos de la estación DAVIS.

Es importante entender que para la evaluación de la metodología, los pasos definidos en la etapa de calibración representan un punto importante en la implementación de la misma. La representación de la dispersión de datos muestra resultados esperados de acuerdo a la

Tabla 7, dando un paso importante en el desarrollo de la metodología propuesta. Los valores del modelo representan a la irradiancia definida por la estación DAVIS con mínimas variaciones en cada uno de los sensores.

Así mismo como parte del proceso de evaluación, se tomó una nueva muestra de datos por parte de los 5 sensores (Tabla 10) en la ubicación de la posición del sensor 1 (Universidad CESMAG). Para dicha evaluación, se tomaron los datos de intensidad UV durante 1 día a fin de determinar la efectividad de los modelos frente a los nuevos valores de irradiancia provistos por parte de la estación DAVIS.

Tabla 10. *Datos de validación de irradiancia y lecturas de sensores UV para la aplicación del modelo RF.*

Fecha	Hora	Irradiancia	UV1	UV2	UV3	UV4	UV5
20/05/2024	08:00:00	204	0.4	1.3	1.1	1.2	2.1
20/05/2024	08:05:00	538	8.5	9.4	8.9	8.4	8.2
20/05/2024	08:10:00	587	8.9	10.4	8	8.1	9.6
20/05/2024	08:15:00	237	1.8	0.6	2.1	2	2.2
20/05/2024	08:20:00	601	7.2	9.3	8	7.9	8.2
20/05/2024	08:25:00	684	9.9	9.9	7.8	9.4	9.6

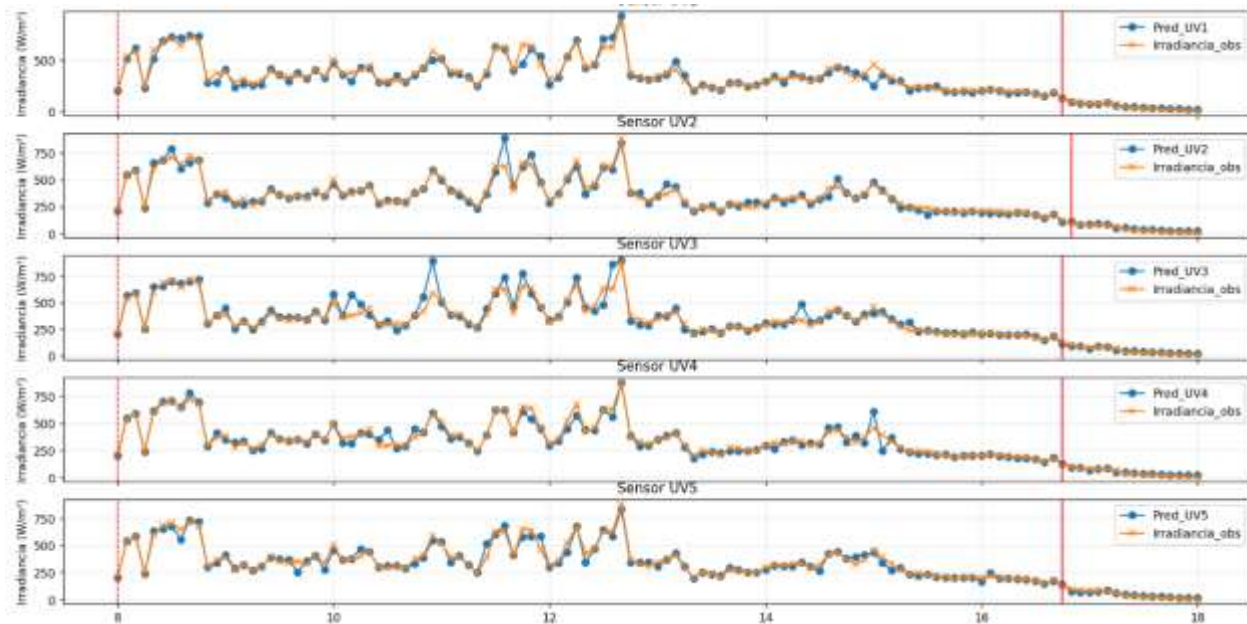
Nota. Datos de las 6 primeras filas de 122 filas del archivo de validación.

La Tabla 10 muestra los valores obtenidos por parte de los sensores UV y los valores de irradiancia suministrados por la estación DAVIS. Para la validación, se implementaron los 5 modelos RF respectivos a cada uno de los sensores con el fin de determinar los valores de irradiancia predicha, una vez calculados, estos valores

predichos se compararon con los datos de irradiancia real proporcionados por la estación DAVIS (figura 27).

Figura 25.

Valores de irradiancia estimada y observada para datos de validación.



Fuente. Elaboración propia.

Sin embargo, se limita la posibilidad de evaluar la componente espacial del modelo RF+Kriging, esto, debido a que los datos obtenidos por los 5 sensores son de una misma ubicación y por ende el uso de Kriging no requiere implementación ya que el método geoestadístico necesita tener múltiples ubicaciones independientes para estimar y corregir los residuos generados en función de la estructura espacial que se detecta en el variograma.

Los resultados de la validación del modelo para los 5 sensores y la irradiancia proporcionada por la estación DAVIS para ese día se aprecian en la Tabla 11.

Tabla 11.*Resultados de la evaluación de la metodología.*

Sensor	R²	RMSE	MAE	Error relativo (%)	N
UV1	0.948	40.65	24.73	7.53	121
UV2	0.957	36.75	21.79	6.64	121
UV3	0.905	54.74	30.50	9.29	121
UV4	0.957	36.77	22.61	6.89	121
UV5	0.965	33.08	21.46	6.54	121

Fuente. Elaboración propia.

Los resultados obtenidos a partir de la validación con datos independientes evidencian un desempeño consistente del modelo Random Forest aplicado al mapeo de irradiancia. En términos generales, el modelo alcanzó valores de R² superiores al 0.90 en todos los sensores, lo que refleja una alta capacidad de estimación frente a la variabilidad de los datos observados. Por otra parte, los errores absolutos (RMSE y MAE) se mantuvieron en rangos reducidos y los errores relativos no superaron el 10 %. Estos hallazgos confirman la efectividad del enfoque metodológico planteado, así como su potencial para capturar patrones de irradiancia a partir de la información recolectada por la red de sensores.

5. Análisis de Resultados

5.1 Rendimiento del modelo de estimación de irradiancia (Random Forest)

El modelo Random Forest (RF) demostró un desempeño sólido en la estimación de la irradiancia a partir de las mediciones de índice UV de los sensores GUV-A-S12SD y la hora decimal como variable temporal. En la fase de calibración frente a la estación meteorológica Davis Vantage Pro 2, se obtuvieron valores de R^2 superiores a 0.8 para todos los sensores (

Tabla 7). El error cuadrático medio (RMSE) osciló entre 164,31 y 240.86 W/m², mientras que el error absoluto medio (MAE) se mantuvo entre 61,34 y 65,07 W/m².

Se observaron diferencias leves en el rendimiento por sensor, el sensor UV4 obtuvo el menor RMSE y la menor desviación estándar, lo que puede atribuirse a su ubicación en un área abierta y con mínima obstrucción. En contraste, el sensor UV3, instalado en un entorno urbano más denso, presentó errores ligeramente superiores, posiblemente por sombras parciales y reflexiones locales.

Los datos recopilados por los sensores presentaron limitaciones al momento de determinar irradiancia entre los rangos de 0 a $94 \frac{W}{M^2}$ (Figura 28), en este umbral, los valores suministrados por los sensores UV registraban datos muy bajos o valores nulos por lo que se entiende que la resolución de los sensores es limitada respecto para valores de irradiancia inferiores a este valor. De igual forma, para los valores máximos proporcionados por los sensores, se registraron valores de 15.5 en la escala de UV como valor correspondiente a $1153.97 \frac{W}{M^2}$ aproximadamente de acuerdo a la Tabla 12.

Tabla 12

Valores máximos de irradiancia estimados

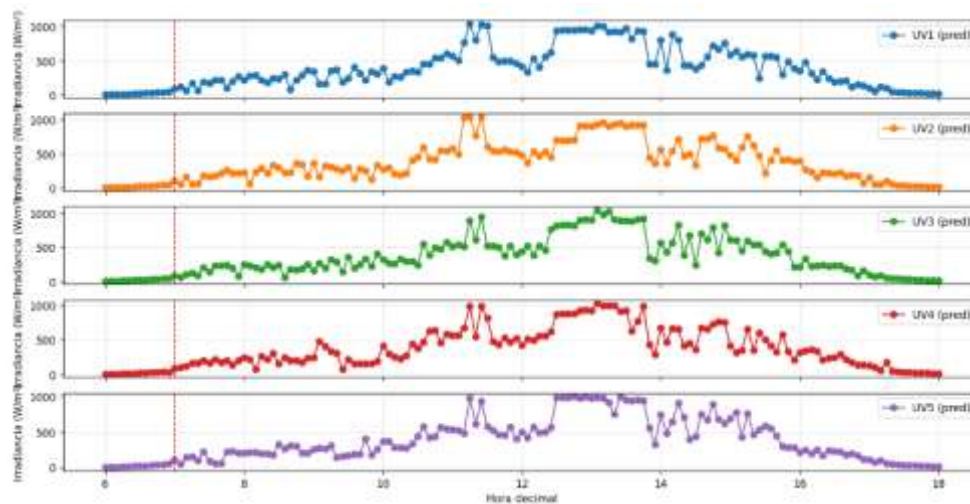
Variable	Máximo estimado (W/m ²)
UV1	1115.86
UV2	1113.51
UV3	1136.92
UV4	1153.97
UV5	1115.66

Fuente. Elaboración Propia

Sin embargo, cuando los valores de irradiancia se encuentran entre el umbral mínimo y el máximo, los sensores presentan una estimación correcta y una adecuada variabilidad previamente descrita en capítulos anteriores. La estimación de irradiancia presentada por los sensores en su validación cruzada (fold 5) se apreciaron en la Tabla 7.

Figura 26.

Umbrales de detección de irradiancia



Fuente. Elaboracion propia.

Los mapas de calor generados presentan diferentes comportamientos de acuerdo a los datos tomados para diferentes momentos de día, fecha y hora. La

variación de la irradiancia para algunas horas generó mapas con diferentes contrastes suavizados que permitían observar las variaciones de irradiancia

5.2 Mejora aportada por la interpolación geoestadística (Kriging)

La implementación combinada de Random Forest con Kriging permitió mejorar la calidad de los resultados obtenidos en el mapeo espacial de la irradiancia. Mientras que Random Forest demostró ser altamente eficiente en la predicción puntual de valores a partir de las variables explicativas disponibles, su naturaleza no paramétrica podía derivar en la generación de mapas con cierta irregularidad o discontinuidad en zonas de baja densidad de muestreo para ciertos días de los datos tomados.

La incorporación de Kriging como etapa complementaria abordó esta limitación, introduciendo un proceso de suavizado basado en la estructura de autocorrelación espacial identificada en los variogramas generados.

El efecto más evidente de esta integración se reflejó en los mapas de calor resultantes: al aplicar Kriging sobre las predicciones de RF, se obtuvo una representación espacial más continua y coherente, que respeta las tendencias locales detectadas por el algoritmo de estimación y, al mismo tiempo, incorpora la información geoespacial de los datos. Este enfoque híbrido no solo preserva la capacidad predictiva del Random Forest, sino que además garantiza una interpretación más realista de los patrones de irradiancia, eliminando posibles errores visuales y mejorando la representatividad de las estimaciones en áreas no muestreadas. En consecuencia, la metodología RF + Kriging se constituye como una estrategia muy confiable para el mapeo de variables ambientales, integrando precisión predictiva y consistencia espacial en un mismo entorno.

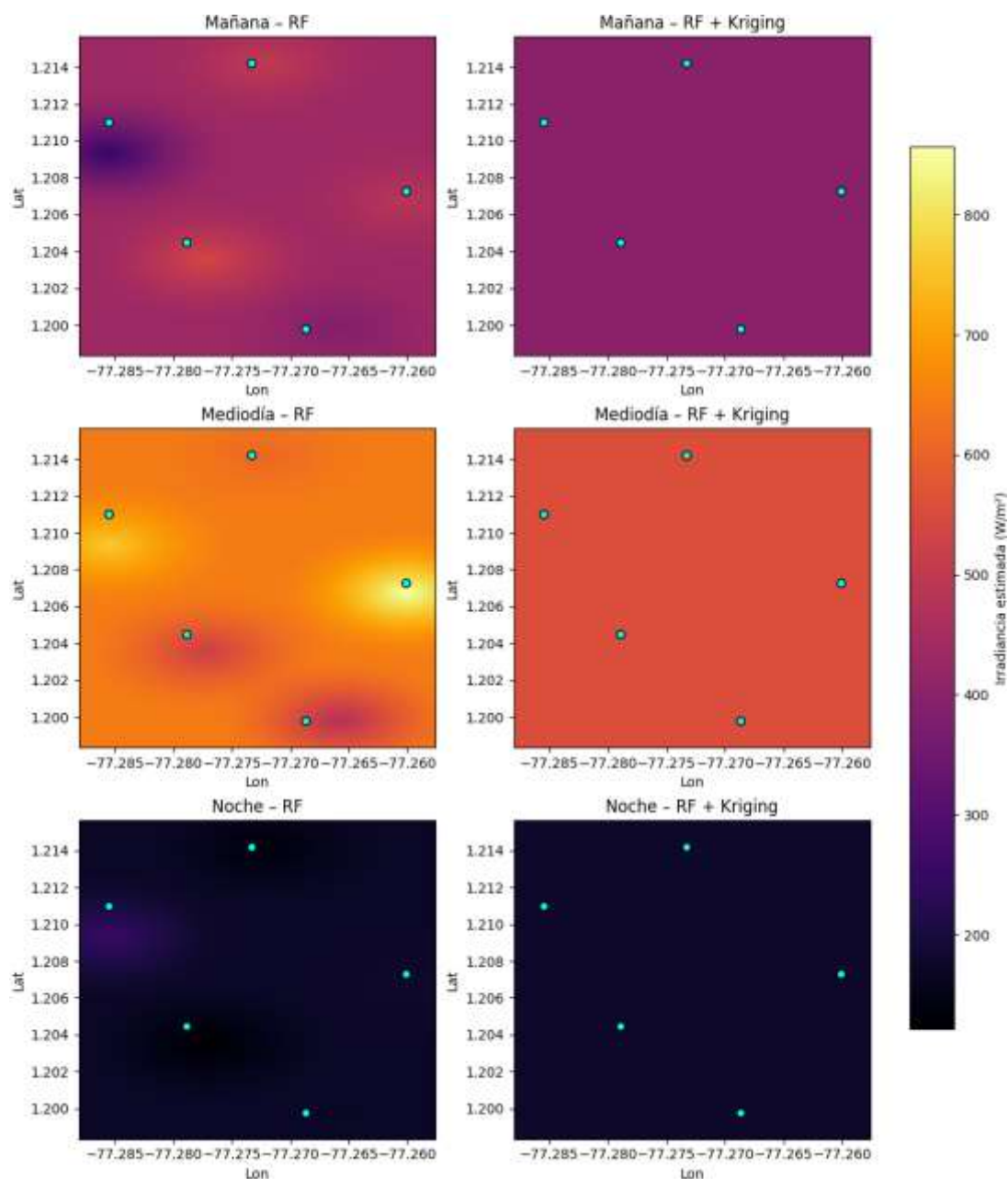
5.3 Análisis de los mapas de irradiancia generados

Dentro del desarrollo de los mapas de irradiancia, se tomaron 3 momentos representativos comprendidos en las franjas de la mañana, medio día y noche. En general, las zonas elevadas y sin obstrucciones muestran valores máximos de irradiancia, mientras que los sectores con edificaciones altas, presentan reducciones de hasta 150 W/m².

Comparando mapas en diferentes horas, se observa un desplazamiento de las zonas de máxima irradiancia siguiendo el movimiento solar. En la mañana, la irradiancia se concentra en sectores orientados al este; al mediodía, las zonas altas y centrales dominan; y en la tarde, la irradiancia máxima se desplaza hacia el oeste de acuerdo a la figura 29.

Los resultados de los mapas van acorde a los resultados de todo el proceso de tratamiento de los datos por cada sensor. El aporte de cada ubicación está basado en los rendimientos de los modelos generados por el método Random Forest junto a la corrección aplicada por el método kriging mostrando una clara mejora en el suavizado de las texturas y las representaciones espaciales de toda la información estimada mediante el software desarrollado para este propósito.

El enfoque híbrido RF+Kriging permitió mejorar significativamente la precisión y coherencia espacial de la estimación de irradiancia con sensores de bajo costo, alcanzando valores de R² de hasta 0.97. Este trabajo demuestra que, mediante redes densas y calibraciones adecuadas, es posible obtener resultados cercanos a los de dispositivos profesionales, con costos significativamente menores.

Figura 27.*Comparación mapas RF vs Rf + Kriging*

Nota. Mapas generados a partir de 3 momentos representativos para diferentes fechas dentro del conjunto de datos de estimaciones.

Conclusiones

Para la toma de datos, es importante entender los comportamientos e influencias del ruido asociado a las mediciones, los diferentes factores del ruido influyen negativamente en las métricas de rendimiento de la implementación del método Random Forest y el método Kriging. Es por ello que para garantizar una completa implementación metodológica se debe tener un adecuado manejo de ruido, aplicando técnicas de aislamiento electromagnético, ruido asociado a mediciones y un ruido en la medición garantizando la confiabilidad de las mediciones.

El uso de los sensores GUV A S12-SD mostró un comportamiento esperado para valores estimados de irradiancia por encima de los 94 W/M^2 , debajo de este umbral, su comportamiento no se pudo medir debido a su baja resolución respecto al sensor de irradiancia provisto por parte de la estación DAVIS y un límite superior por encima de los 15.5 en la escala de UV correspondiente a 1300 W/M^2 , mas arriba de este valor, se presenta saturación aunque dicho umbral no se alcanzo en la mayoría de los casos.

En versiones previas al desarrollo de los modelos Random Forest para cada sensor, se contaba con una única variable predictora (UV) que limitaba todo el potencial de la modelado de acuerdo a las métricas de rendimiento del modelo. Al agregar una segunda variable predictora (hora) y la implementación del Kriging de residuos, los resultados del modelo escalaron considerablemente, es decir, que entre más variables predictoras entren al modelo, mas compleja será su estructura y más exacta será la estimación.

Los mapas de calor generados por el procesamiento de datos mostraron una gran impacto en la observación de la variable irradiancia respecto al tiempo, la resolución de 90000 puntos permitió observar el suavizado proporcionado por el

método Kriging y por ende una correcta representación de la irradiancia. El uso de sliders para alternar entre diferentes fechas y horas facilitó el análisis y la observación de la variabilidad de la irradiancia a lo largo de los días.

La metodología para el mapeo de irradiancia basada en la ubicación de sensores arrojó estimaciones muy similares a las provistas por la estación DAVIS, de esta forma, al momento de estimar los valores de irradiancia para los sensores UV en otras palabras, entre el 90% y 96% de los valores de irradiancia estimados por los sensores UV correspondían a los mismos valores proporcionados por la estación DAVIS, resaltando que el coste de los sensores UV oscilan entre los 18.000 y 25000 pesos colombianos mientras que el piranómetro de la estación DAVIS se encuentra en 907.000 pesos colombianos mas costes de importación.

Bibliografía

Alobaidi, M. H., Marpu, P. R., Ouarda, T. B. M. J., & Ghedira, H. (2014). Mapping of the solar irradiance in the UAE using advanced artificial neural network ensemble. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(8), 3668–3680. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2014.2331255>

Alpeyev, P. (2018). SoftBank's \$200 Billion Solar Bet Is a Head-Scratcher. *Bloomberg*. <https://www.bloomberg.com/news/articles/2018-03-28/saudi-arabia-softbank-ink-deal-on-200-billion-solar-project>

Arduino. (2025). Arduino Mega 2560 Rev3. Arduino. <https://store.arduino.cc/products/arduino-mega-2560-rev3>

Arduino. (2025). Arduino Yún Rev2. Arduino. <https://store.arduino.cc/products/arduino-yun-rev2>

Badura, M., Batog, P., Drzeniecka-Osiadacz, A., & Modzel, P. (2019). Regression methods in the calibration of low-cost sensors for ambient particulate matter measurements. *SN Applied Sciences*, 1, 10.1007/s42452-019-0630-1.

Bioweb. (2023). Estaciones meteorológicas Davis Vantage Pro2. Colombia Bioweb. <https://colombia.bioweb.co/products/estaciones-meteorologicas-davis-vantage-pro2?variant=40390847594585>

Blaga, R., & Paulescu, M. (2018). Quantification of solar irradiance components and their implications for solar energy systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 90, 356–370.

Bohórquez-ballén, J., & Salle, U. D. La. (2007). Radiación ultravioleta. 5(9), 97–104. <https://doi.org/10.19052/sv.1520>

Celsia. (2017). Celsia inaugura la primera granja solar en Colombia. <https://feriaexposolar.com/celsia-granjas-solares/>

ChemWiki (Universidad de California en Davis). (s.f.). *Espectro electromagnético. ChemWiki. Licencia Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 3.0. <https://chem.libretexts.org/>

Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2018). Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches (5th ed.). SAGE Publications.

Cohen, L., Manion, L., & Morrison, K. (2018). Research methods in education (8th ed.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315456539>

Dallas Semiconductor. (s.f.). *DS1307 64 x 8, serial, I2C real-time clock*. AllDataSheet. <https://www.alldatasheet.com/datasheet-pdf/pdf/58481/DALLAS/DS1307.html>

Davis Instruments. (2020). Vantage Pro2 Weather Station - User Manual. <https://support.davisinstruments.com/article/y4cq28mflh-vantage-pro2-console-user-manual>

Delgado, P. (2004). Realización de mapas de irradiación solar en la Región de Murcia.

Enel. (2017). Enel Green Power inaugurates two of Latin America's largest solar parks in Brazil. <https://www.enel.com/es/medios/explora/busqueda-comunicados-de-prensa/press/2017/09/enel-starts-operation-of-south-americas-two-largest-solar-parks-in-brazil>

Eraso-Checa, F., Erazo, O., & Escobar, E. (2017). *Energía Fotovoltaica: Modelos y respuestas a condiciones meteorológicas*. Institución Universitaria CESMAG.

Ferrer, 2025 F. J. Lección 5: Balance de radiación neta Universidad de La Laguna.

https://fjferer.webs.ull.es/Apuntes3/Leccion02/5_balance_de_radiacin_neta.html

Frery, A. C. (2022, febrero 11). *Interquartile range*. In *Encyclopedia of Mathematical Geosciences* (pp. 1–3). Springer Nature. https://doi.org/10.1007/978-3-030-26050-7_165-1

Goovaerts, P. (1997). *Geostatistics for Natural Resources Evaluation*. Oxford University Press.

Gómez Ramírez, J., Murcia Murcia, J. D., & Cabeza Rojas, I. (2018). La energía solar fotovoltaica en Colombia: potenciales, antecedentes y perspectivas. Universidad Santo Tomás. Recuperado de <https://www.studocu.com/co/document/servicio-nacional-de-aprendizaje/ciencias/gomez-2018-ciencia/34639184>

Gueymard, C. A. (2012). Clear-sky irradiance predictions for solar resource mapping and large-scale applications: Improved validation methodology and detailed performance analysis of 18 broadband radiative models. *Solar Energy*, 86(8), 2145–2169. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2011.11.011>

Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, M. del P. (2014). Definiciones de los enfoques cuantitativo y cualitativo, sus similitudes y diferencias. *Metodología de La Investigación*, 2–23.

IDEAM. (2021). Características de la radiación solar. <http://www.ideam.gov.co/web/tiempo-y-clima/caracteristicas-de-la-radiacion-solar>

IRENA. (2023). Renewable Power Generation Costs in 2022. International Renewable Energy Agency. Recuperado de https://www.irena.org/-/media/Files/IRENA/Agency/Publication/2023/Aug/IRENA_Renewable_power_generation_costs_in_2022_SUMMARY.pdf

Kamalov, F., & Sulieman, H. (2021). *Time series signal recovery methods: Comparative study*. *arXiv preprint arXiv:2110.12631*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2110.12631>

Kerlinger, F. N., & Lee, H. B. (2002). Investigación del comportamiento: Métodos de investigación en ciencias sociales. McGraw-Hill.

López, A. R., Krumm, A., Schattenhofer, L., Burandt, T., Montoya, F. C., Oberländer, N., & Oei, P. Y. (2020). Solar PV generation in Colombia - A qualitative and quantitative approach to analyze the potential of solar energy market. *Renewable Energy*, 148, 1266–1279. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.10.066>

Marco Pau, Nicola Locci, C. M. (2014). A Tool to Define the Position and the Number Irradiance Sensors in Large PV Plants. *ENERGYCON 2014 Dubrovnik, Croatia*, 3, 561–565.

National Aeronautics and Space Administration. (2025). GOES Geostationary Operational Environmental Satellite. NASA. <https://science.nasa.gov/mission/goes/>

Naylamp Mechatronics. (2013). Módulo lector de memoria Micro-SD (chip 74LVC125A). Naylamp Mechatronics.
<https://naylampmechatronics.com/almacenamiento/104-modulo-lector-de-memoria-micro-sd-card-lvc125a.html>

- Otunla, T. A. (2019a). Estimates of clear-sky solar irradiances over Nigeria. *Renewable Energy*, 131, 778–787. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.07.053>
- Otunla, T. A. (2019b). Estimates of clear-sky solar irradiances over Nigeria. *Renewable Energy*, 131, 778–787. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.07.053>
- Porras Velázquez, A. (2017). Método Kriging de inferencia espacial. Repositorio Nacional CONACYT, 7.
- ProtoSupplies (2025). GUVA-S12SD UV light sensor module. ProtoSupplies. <https://protosupplies.com/product/guva-s12sd-uv-light-sensor-module/>
- Rehman, S., & Ghorri, S. G. (2000). Spatial estimation of global solar radiation using geostatistics. *Renewable Energy*, 21(3–4), 583-605. [https://doi.org/10.1016/S0960-1481\(00\)00078-1](https://doi.org/10.1016/S0960-1481(00)00078-1)
- Ryer A 1998. Light Measurement Handbook. Technical Publications Dept. Internacional ligth, Inc. Newburyport, MA 01950-4092. 64 pp.
- Roithner Lasertechnik GmbH. (2015). GUVA-S12SD UV Sensor Datasheet. <https://www.roithner-laser.com/datasheets/pd/uv/guva-s12sd.pdf>
- Shcherbakov, M. V., Brebels, A., Shcherbakova, N. L., Tyukov, A., Janovsky, T. A., & Kamaev, V. A. (2013). A survey of forecast error measures. *World Applied Sciences Journal*, 24(Information Technologies in Modern Industry, Education & Society), 171–176.
- Schlegel, R. (1995). Mario Bunge on Causality. *Philosophy of Science*, 28(1), 72–82. <https://doi.org/10.1086/287784>

Skoplaki, E., & Palyvos, J. A. (2009). On the temperature dependence of photovoltaic module electrical performance: A review of efficiency/power correlations. *Solar Energy*, 83(5), 614–624. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2008.10.008>

Tapakis, R. D., & Charalambides, A. G. (2014). Performance evaluation of a photovoltaic park in Cyprus using irradiance sensors. *Journal of Power Technologies*, 94(4), 296–305.

TinyTronics. (2019). Open Smart DS1307 RTC module I²C, incl. battery. TinyTronics. <https://www.tinytronics.nl/en/sensors/time/open-smart-ds1307-rtc-module-i2c-incl.-battery>

UPME, I. (2019, 27 mayo). Atlas de radiación solar de Colombia. <https://repositoriobi.minenergia.gov.co/handle/123456789/2414>

UPME. (2022). Plan de Expansión de Referencia 2022-2036. Unidad de Planeación Minero Energética. Recuperado de <https://www.upme.gov.co/simec/planeacion-energetica/plan-de-expansion-de-cobertura/>

Unidad de Planeación Minero Energética (UPME) & Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM). (2025). *Atlas de radiación solar de Colombia*. Ministerio de Minas y Energía, República de Colombia. <https://repositoriobi.minenergia.gov.co/handle/123456789/241>

Yang, D. (2017). On adding and removing sensors in a solar irradiance monitoring network for areal forecasting and PV system performance evaluation. *Solar Energy*, 155, 1417–1430. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2017.07.061>

 <p>UNIVERSIDAD CESMAG NIT: 800.109.387-7 VIGILADA MINEDUCACIÓN</p>	<p>CARTA DE ENTREGA TRABAJO DE GRADO O TRABAJO DE APLICACIÓN – ASESOR(A)</p>	<p>CÓDIGO: AAC-BL-FR-032</p> <p>VERSIÓN: 1</p> <p>FECHA: 09/JUN/2022</p>
---	---	---

San Juan de Pasto, 24 de Noviembre de 2025

Biblioteca
REMIGIO FIORE FORTEZZA OFM. CAP.
Universidad CESMAG
Pasto


Saludo de paz y bien.

Por medio de la presente se hace entrega del Trabajo de Grado / Trabajo de Aplicación denominado Metodología para el Mapeo de Irradiancia basada en la Ubicación de Sensores, presentado por el (los) autor(es) Jorge Andrés Páez Londoño, del Programa Académico de Ingeniería Electrónica al correo electrónico biblioteca.trabajosdegrado@unicesmag.edu.co. Manifiesto como asesor(a), que su contenido, resumen, anexos y formato PDF cumple con las especificaciones de calidad, guía de presentación de Trabajos de Grado o de Aplicación, establecidos por la Universidad CESMAG, por lo tanto, se solicita el paz y salvo respectivo.

Atentamente,




JAVIER FRANCISCO ERASO CHECA
98397376
Programa de Ingeniería Electrónica
3136584666
feraso@unicesmag.edu.co

 UNIVERSIDAD CESMAG <small>MT: 800.109.337-7</small> <small>WOLACAMINSTRACION</small>	AUTORIZACIÓN PARA PUBLICACIÓN DE TRABAJOS DE GRADO O TRABAJOS DE APLICACIÓN EN REPOSITORIO INSTITUCIONAL	CÓDIGO: AAC-BL-FR-031
		VERSIÓN: 1
		FECHA: 09/JUN/2022

INFORMACIÓN DEL (LOS) AUTOR(ES)	
Nombres y apellidos del autor: Jorge Andrés Páez Londoño	Documento de identidad: 1085278772
Correo electrónico: Jorgepaez2000@hotmail.com	Número de contacto: 3002061209
Nombres y apellidos del autor:	Documento de identidad:
Correo electrónico:	Número de contacto:
Nombres y apellidos del autor:	Documento de identidad:
Correo electrónico:	Número de contacto:
Nombres y apellidos del autor:	Documento de identidad:
Correo electrónico:	Número de contacto:
Nombres y apellidos del asesor: Javier Francisco Eraso Checa	Documento de identidad: 98397376
Correo electrónico: feraso@unicesmag.edu.co	Número de contacto: 313 6584666
Título del trabajo de grado: Metodología para el Mapeo de Irradiancia basada en la Ubicación de Sensores	
Facultad y Programa Académico: Facultad de Ingeniería, Programa de Ingeniería Electrónica	

En mi (nuestra) calidad de autor(es) y/o titular (es) del derecho de autor del Trabajo de Grado o de Aplicación señalado en el encabezado, confiero (conferimos) a la Universidad CESMAG una licencia no exclusiva, limitada y gratuita, para la inclusión del trabajo de grado en el repositorio institucional. Por consiguiente, el alcance de la licencia que se otorga a través del presente documento, abarca las siguientes características:

- La autorización se otorga desde la fecha de suscripción del presente documento y durante todo el término en el que el (los) firmante(s) del presente documento conserve (mos) la titularidad de los derechos patrimoniales de autor. En el evento en el que deje (mos) de tener la titularidad de los derechos patrimoniales sobre el Trabajo de Grado o de Aplicación, me (nos) comprometo (comprometemos) a informar de manera inmediata sobre dicha situación a la Universidad CESMAG. Por consiguiente, hasta que no exista comunicación escrita de mi(nuestra) parte informando sobre dicha situación, la Universidad CESMAG se encontrará debidamente habilitada para continuar con la publicación del Trabajo de Grado o de Aplicación dentro del repositorio institucional. Conozco(conocemos) que esta autorización podrá revocarse en cualquier momento, siempre y cuando se eleve la solicitud por escrito para dicho fin ante la Universidad CESMAG. En estos eventos, la Universidad CESMAG cuenta con el plazo de un mes después de recibida la petición, para desmarcar la visualización del Trabajo de Grado o de Aplicación del repositorio institucional.

 UNIVERSIDAD CESMAG <small>MT: 800.109.337-7</small> <small>NOVEDAD EN EDUCACIÓN</small>	AUTORIZACIÓN PARA PUBLICACIÓN DE TRABAJOS DE GRADO O TRABAJOS DE APLICACIÓN EN REPOSITORIO INSTITUCIONAL	CÓDIGO: AAC-BL-FR-031
		VERSIÓN: 1
		FECHA: 09/JUN/2022

- b) Se autoriza a la Universidad CESMAG para publicar el Trabajo de Grado o de Aplicación en formato digital y teniendo en cuenta que uno de los medios de publicación del repositorio institucional es el internet, acepto(amos) que el Trabajo de Grado o de Aplicación circulará con un alcance mundial.
- c) Acepto (aceptamos) que la autorización que se otorga a través del presente documento se realiza a título gratuito, por lo tanto, renuncio(amos) a recibir emolumento alguno por la publicación, distribución, comunicación pública y/o cualquier otro uso que se haga en los términos de la presente autorización y de la licencia o programa a través del cual sea publicado el Trabajo de grado o de Aplicación.
- d) Manifiesto (manifestamos) que el Trabajo de Grado o de Aplicación es original realizado sin violar o usurpar derechos de autor de terceros y que ostento(amos) los derechos patrimoniales de autor sobre la misma. Por consiguiente, asumo(asumimos) toda la responsabilidad sobre su contenido ante la Universidad CESMAG y frente a terceros, manteniéndose indemne de cualquier reclamación que surja en virtud de la misma. En todo caso, la Universidad CESMAG se compromete a indicar siempre la autoría del escrito incluyendo nombre de(los) autor(es) y la fecha de publicación.
- e) Autorizo(autorizamos) a la Universidad CESMAG para incluir el Trabajo de Grado o de Aplicación en los índices y buscadores que se estimen necesarios para promover su difusión. Así mismo autorizo (autorizamos) a la Universidad CESMAG para que pueda convertir el documento a cualquier medio o formato para propósitos de preservación digital.


NOTA: En los eventos en los que el trabajo de grado o de aplicación haya sido trabajado con el apoyo o patrocinio de una agencia, organización o cualquier otra entidad diferente a la Universidad CESMAG. Como autor(es) garantizo(amos) que he(hemos) cumplido con los derechos y obligaciones asumidos con dicha entidad y como consecuencia de ello dejo(dejamos) constancia que la autorización que se concede a través del presente escrito no interfiere ni transgrede derechos de terceros.

Como consecuencia de lo anterior, autorizo(autorizamos) la publicación, difusión, consulta y uso del Trabajo de Grado o de Aplicación por parte de la Universidad CESMAG y sus usuarios así:

- Permito(permitimos) que mi(nuestro) Trabajo de Grado o de Aplicación haga parte del catálogo de colección del repositorio digital de la Universidad CESMAG por lo tanto, su contenido será de acceso abierto donde podrá ser consultado, descargado y compartido con otras personas, siempre que se reconozca su autoría o reconocimiento con fines no comerciales.

En señal de conformidad, se suscribe este documento en San Juan de Pasto a los 24 días del mes de Noviembre del año 2025

	Firma del autor
Firma del autor	
Nombre del autor: Jorge Andrés Páez Londoño	Nombre del autor:
Firma del autor	Firma del autor
Nombre del autor:	Nombre del autor:
 Nombre del asesor: Francisco Eraso Checa	

 <p>UNIVERSIDAD CESMAG MT: 800.109.337-7 VIGILANCIA INSTITUCIONAL</p>	<p>AUTORIZACIÓN PARA PUBLICACIÓN DE TRABAJOS DE GRADO O TRABAJOS DE APLICACIÓN EN REPOSITORIO INSTITUCIONAL</p>	<p>CÓDIGO: AAC-BL-FR-031</p>
		<p>VERSIÓN: 1</p>
		<p>FECHA: 09/JUN/2022</p>