UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE AGRONOMÍA



Modelos predictivos de radiación global, UV A+B y radiación fotosintéticamente activa incidente y su reflectancia en mallas anti-maleza

TESIS

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE MAESTRÍA EN CIENCIAS EN PRODUCCIÓN AGRÍCOLA

PRESENTA:

FRANCIA DEYANIRA GAYTÁN MARTÍNEZ

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE AGRONOMÍA



Modelos predictivos de radiación global, UV A+B y radiación fotosintéticamente activa incidente y su reflectancia en mallas anti-maleza

TESIS

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE MAESTRÍA EN CIENCIAS EN PRODUCCIÓN AGRÍCOLA

PRESENTA:

FRANCIA DEYANIRA GAYTÁN MARTÍNEZ

GENERAL ESCOBEDO, N.L.

NOVIEMBRE DE 2024

ESTA TESIS FUE REVISADA Y APROBADA POR EL COMITÉ PARTICULAR COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE

MAESTRA EN CIENCIAS EN PRODUCCIÓN AGRÍCOLA

Dr. Edgar Vladimin Gutiérrez Castorena
Director de Tesis

M.C. Gustavo Andrés Ramírez Gómez Asesor

> Dr. Francisco Zavala García Asesor

Dr. Rigoberto Eustacio Vázquez Alvarado Asesor

Dra. Juanita Suadalupe Gutiérrez Soto Subdirectora de Posgrado e Investigación

ESTA TESIS FUE APROBADA EN FORMATO, POR EL COMITÉ DE POSGRADO, ATENDIENDO A EL ARTÍCULO 123, DEL REGLAMENTO GENERAL DEL SISTEMA DE POSGRADO DE LA UANL.

COMITÉ DE POSGRADO

Dra. Juanita Guadalupe Gutiérrez Soto Presidenta

> Dr. Celestino García Gómez Secretario

Dra. Lidia Rosaura Salas Cruz Vocal

Ph.D. Rigoberto Eustacio Vázquez Alvarado

Vocal

Ph.D. Emillo Olivares Sáenz

Vocal

Dra. Sugey Ramona Sinagawa García Vocal

Dr. Guillermo Niño Medina

Vocal

DEDICATORIA

A mi director de tesis, maestros y compañeros que me inspiraron a continuar formar parte de la investigación científica en esta gran profesión enfocada a la agricultura, a nunca rendirme, trabajando con respeto y honestidad, y ampliar mi visión hacia nuevos desafíos, tanto en mi profesión como en mi vida personal.

A la Facultad de Agronomía y todos sus integrantes académicos por darme las herramientas necesarias para poder realizar mí trabajo de investigación y concluir con éxito mis estudios profesionales a nivel maestría.

A mi familia, hermanos y amigos por su gran apoyo y amor durante toda mi carrera profesional y que siguen dándome ánimos para seguir avanzando.

A los ingenieros y nuevas generaciones que estén interesadas en el ámbito científico, que ésta investigación les sea de apoyo para sus trabajos y puedan realizar con éxito sus propósitos profesionales.

AGRADECIMIENTO

"Sobre todas las cosas cuida tu corazón, porque este determina el rumbo de tu vida" Proverbios 4:23

Agradezco primeramente a Dios, por darme la oportunidad de concluir una nueva etapa en la investigación científica y poner en mi camino a las personas correctas que me ayudaron a dar este gran paso en mi vida profesional y que, en el transcurso de mi carrera me ha mandado su palabra que me ha servido de aliento y sabiduría ante las diversas dificultades, ayudándome a recordar que nada es imposible cuando lo pongo todo en sus manos.

Agradezco a la Universidad Autónoma de Nuevo León, al Director de la Facultad de Agronomía, al comité de Posgrado y a los maestros por brindarme el apoyo, por su dedicación, sabiduría y compromiso para transmitir su sabiduría que me permitieron fortalecer mi profesión.

A mi director de Tesis, el Dr. Edgar Vladimir Gutiérrez Castorena, quien a través de los años me ha instruido con diversas lecciones en mi etapa universitaria, por mostrarme el mundo científico, a tomar decisiones sabiamente, y hacerme ver que soy capaz de lograr muchas cosas cuando me lo propongo.

A mi madre Guadalupe Martínez Torres, a mi padre Juan Albino Gaytán Martínez, mis hermanos Diego Amador y María Belhem Gaytán Martínez, mi cuñado Arturo Jordan Luna y mis sobrinos Axel Uriel y Leo Daniel Jordan Gaytán, porque juntos y en manos de Dios hemos crecido como familia, fortaleciendo los lazos mediante el apoyo, paciencia, comprensión, bondad, amor y palabras de sabiduría. Por animarme en esos momentos de tensión y nerviosismo que he pasado durante toda mi etapa de la vida y profesión, por guiarme con ejemplos de la palabra de Dios y no olvidar que ante todo Él siempre es primero.

A mis amigos y compañeros de trabajo, Vicente, Gustavo, Carolina, Lileny, Pepe, Arlette, Ángela, Fernanda, Natalia, Emilio, Carlos, Jesús, Lucero, Iván, Martín, Anton, Edgar, Alonso, Dieuner, por todo su apoyo y motivación, por transformar cada

momento único en una experiencia inolvidable, lleno de confianza y agradables compañías. No importa si Dios nos destina caminos diferentes, cada recuerdo lo llevare en mi corazón.

Con todo mi amor, gracias a todos.

ÍNDICE DE CONTENIDO

ÍNDICE DE CUADROS	II
ÍNDICE DE FIGURAS	IV
RESUMEN	1
ABSTRACT	2
INTRODUCCIÓN	3
HIPÓTESIS	5
Hipótesis Específicos	5
OBJETIVOS	6
1.1 Objetivo General	6
1.1.1 Objetivos Específicos	6
REVISIÓN DE LITERATURA	7
2.1 Radiación Solar	7
2.2 Instrumentos de medición de radiación solar	14
2.3. Radiación solar en la agricultura	16
2.4 Modelos de estimación de radiación	18
MATERIALES Y MÉTODOS	21
3.1 Área de investigación	21
3.2 Monitoreo de radiación solar	21
3.3 Superficies evaluadas y sensores manuales	22
3.4 Análisis descriptivo de la radiación solar incidente y comparación esta	dística
de su reflectancia	23
3.5 Modelos predictivos	24
RESULTADOS Y DISCUSIÓN	31
4.1 Análisis descriptivo del clima y la radiación solar	31
4.2 Modelos predictivos de Radiación Solar incidente y su reflectancia	40
CONCLUSIONES	55
RECOMENDACIONES	56
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	57
ANEXOS	67

ÍNDICE DE CUADROS

	Página		
Modelos de ajuste en el tiempo por rotación de la tierra con	22		
base a las coordenadas geográficas			
Variables independientes analizadas para los modelos de	25		
estimación de radiación solar			
Valores promedio mensual de temperatura de las normales			
climatológicas por la comisión nacional del agua (1997 – 2021)			
de la estación 19185 y los datos obtenidos en campo (agosto			
2022 – julio 2023)			
Valores promedio mensual de radiación fotosintéticamente	20		
activa con filtros selectivos	36		
Valores de reflectancia y absorbancia de radiación solar en las	38		
superficies con mallas anti malezas y suelo sin cobertura			
Valores de reflectancia y absorbancia de radiación solar en las			
superficies con mallas anti malezas y suelo sin cobertura con			
filtros selectivos			
Modelos de regresión múltiple de la radiación solar incidente	44		
Modelos de regresión múltiple de la radiación solar reflejante	44		
Modelos de regresión múltiple de la radiación solar reflejante	45		
con filtros selectivos	45		
Valores de L, T y S en los modelos de Holt-Winters de	50		
radiación incidente	50		
Valores de L, T y S en los modelos de Holt-Winters de	51		
radiación incidente de RFA con filtros selectivos			
Factores de suavizamiento del modelo Holt-Winters para serie	5 0		
de tiempo para los valores de radiación solar incidente	52		
Factores de suavizamiento del modelo Holt-Winters para serie	5 0		
de tiempo para los valores de radiación solar incidente	52		
Métricas de evaluación de los modelos predictivos de radiación	53		
	base a las coordenadas geográficas Variables independientes analizadas para los modelos de estimación de radiación solar Valores promedio mensual de temperatura de las normales climatológicas por la comisión nacional del agua (1997 – 2021) de la estación 19185 y los datos obtenidos en campo (agosto 2022 – julio 2023) Valores promedio mensual de radiación fotosintéticamente activa con filtros selectivos Valores de reflectancia y absorbancia de radiación solar en las superficies con mallas anti malezas y suelo sin cobertura Valores de reflectancia y absorbancia de radiación solar en las superficies con mallas anti malezas y suelo sin cobertura con filtros selectivos Modelos de regresión múltiple de la radiación solar incidente Modelos de regresión múltiple de la radiación solar reflejante Modelos de regresión múltiple de la radiación solar reflejante con filtros selectivos Valores de L, T y S en los modelos de Holt-Winters de radiación incidente Valores de L, T y S en los modelos de Holt-Winters de radiación incidente de RFA con filtros selectivos Factores de suavizamiento del modelo Holt-Winters para serie de tiempo para los valores de radiación solar incidente Factores de suavizamiento del modelo Holt-Winters para serie de tiempo para los valores de radiación solar incidente		

so)ar	ın	\sim IC	Δn	ıt۵
. 71. /				—	116

15	Métricas de evaluación de los modelos predictivos de radiación	5/
10	solar incidente	54

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura		Página
1	Distancia angular de un punto de la tierra en paralelo al plano del Ecuador	7
2	Ángulo de declinación solar entre el plano del ecuador y la línea sol-tierra	8
3	Ángulo horario en el plano horizontal	9
4	Altura solar en relación a un plano horizontal	10
5	Acimut solar en relación a un plano horizontal	10
6	Distancia de la tierra al sol	11
7	Curva por efecto de la ecuación de tiempo (ET) (Tejeda y Gómez, 2015)	12
8	Longitud geográfica de referencia en México (Tejeda y Gómez, 2015)	13
9	Espectro electromagnético de Luque O. (2017)	13
10	Ubicación geográfica de los valores capturados de radiación solar	21
11	Superficies cubiertas con malla anti maleza y suelo sin cobertura	22
12	Sensores manuales, filtros selectivos y base para capturar la radiación incidente y reflejante	23
13	Valores diarios de temperatura en el sitio de estudio y línea de suavizamiento LOESS	31
14	Valores diarios de humedad relativa en el sitio de estudio y línea de suavizamiento LOESS	32
15	Valores diarios de nubosidad en el sitio de estudio y línea de suavizamiento LOESS	32
16	Valores diarios de radiación solar incidente en el sitio de estudio y línea de suavizamiento LOESS	34
17	Valores diarios de radiación UV A+B incidente en el sitio de	35

estudio y línea de suavizamiento LOESS

18	Valores diarios de radiación fotosintéticamente activa incidente en	36
	el sitio de estudio y línea de suavizamiento LOESS	30
19	Valores de absorbancia de radiación solar en las superficies	39
	evaluadas	39
	Matriz de correlación de Pearson de los componentes principales	
20	para le predicción de RG, UV A+B y RFA incidente y su reflectancia	41
	en CB, CN y SC	
21	Valores observados vs valores predichos de RG, UV A+B y RFA	42
	incidente de los modelos de regresión múltiple	42
22	Valores observados vs valores predichos de RFA incidente de los	43
	modelos de regresión múltiple con filtros selectivos	43
23	Criterio de Información Bayesiano (BIC) y cambios en el valor de la	47
23	media de RG, UV A+B y RFA incidente en las series de tiempo	
24	Descomposición de las series de tiempo de RG, UV A+B y RFA	48
4	incidente	40
25	Valores observados vs valores predichos de RG, UV A+B y RFA	49
	incidente de los modelos de Holt-Winters	43
26	Valores observados vs valores predichos de RFA incidente de los	50
	modelos Holt-Winters con filtros selectivos	50

RESUMEN

En la agricultura, las longitudes de onda de interés de estudio son la radiación UV A+B y la radiación fotosintéticamente activa (RFA) debido a que interfieren en el desarrollo y crecimiento de los cultivos. Algunos productores ponen en práctica técnicas que permitan mejorar la distribución de la radiación que puede ser aprovechada por las plantas, siendo una alternativa la instalación de mallas antimalezas. La cantidad de radiación que llega a una superficie en el transcurso del tiempo es estimada mediante diversos modelos predictivos, los cuales están en función de las variables de geometría solar y el clima. El presente estudio tiene como objetivo generar métodos para el análisis y estimación de la radiación incidente y su reflectancia en superficies cubiertas con mallas blanco (CB), negro (CN) y una superficie sin cobertura (SC), mediante los modelos predictivos de regresión múltiple y Holt-Winters en series de tiempo. Los datos fueron capturados con sensores manuales de UV A+B y RFA, utilizando filtros selectivos como método para separar las longitudes de onda del espectro visible. Los resultados indican valores máximos de UV A+B con 2.9 mW/m² y RFA con 1273 µmol en junio y mínimas en noviembre con 1.2 mW/m² y 626 µmol, respectivamente, así mismo, los resultados fueron similares al implementar los filtros selectivos. Por otra parte, se presentó una diferencia significativa (p<0.05) en la cantidad de radiación reflejada en las superficies evaluadas, presentando valores máximos en CB, seguida de SC y CN en las diferentes longitudes. Los modelos predictivos de radiación solar tanto incidente como reflejante en las superficies, obtuvieron un mejor ajuste con el método de regresión múltiple (R² = 0.4 a 0.8), así como un menor valor en las métricas de evaluación del error cuadrático medio (RMSE, siglas en inglés), error absoluto medio (MAE) y error porcentual absoluto medio (MAPE) a comparación del método de Holt-Winters (R² = 0.3 a 0.6) debido a la alta correlación con las variables de geometría solar y clima, de manera que los modelos para la incidencia y su reflectancia pueden ser complementarios en la toma de decisiones con fines agrícolas.

ABSTRACT

In agriculture, the wavelengths of interest are UV A+B radiation and photosynthetically active radiation (PAR) because they interfere with crop growth and development. Some growers implement techniques to improve the distribution of radiation that can be used by plants, one alternative being the installation of antiweed nets. The amount of radiation that reaches a surface over time is estimated by means of various predictive models, which are a function of solar geometry and climate variables. The present study aims to generate methods for the analysis and estimation of incident radiation and its reflectance on surfaces covered with white (CB), black (CN) and an uncovered surface (SC), by means of multiple regression and Holt-Winters predictive models in time series. The data were captured with manual UV A+B and RFA sensors, using selective filters as a method to separate the wavelengths of the visible spectrum. The results indicate maximum values of UV A+B with 2.9 mW/m2 and RFA with 1273 µmol in June and minimum in November with 1.2 mW/m2 and 626 µmol, respectively, likewise, the results were similar when implementing the selective filters. On the other hand, there is a significant difference (p<0.05) in the amount of radiation reflected on the surfaces evaluated, presenting maximum values in CB, followed by SC and CN in the different lengths. The predictive models for both incident and reflected radiation on the surfaces obtained a better fit with the multiple regression method (R2 = 0.4 to 0.8), as well as a lower value in the evaluation metrics of root mean square error (RMSE), mean absolute error (MAE) and mean absolute percentage error (MAPE) compared to the Holt-Winters method (R2 = 0.3 to 0.6) due to the high correlation with the variables of solar geometry and climate, so that the models for the incidence and reflectance can be complementary in decision making for agricultural purposes.

INTRODUCCIÓN

En el sistema solar, el sol es la única estrella donde proviene la principal fuente de energía en forma de longitudes de onda necesaria para que se lleven a cabo todos los procesos biológicos en la Tierra. Durante siglos ha generado interés por diversos científicos y productores a fin de mejorar los sistemas productivos agrícolas mediante el aprovechamiento de la radiación solar para la transformación de energía en biomasa a través del proceso conocido como fotosíntesis. Las longitudes de onda que afectan el ciclo biológico de las plantas son aquellas correspondientes a la radiación UV A+B (320 a 400 nm) y la Radiación Fotosintéticamente Activa (400 a 700 nm) (Meisel et al., 2011). Con base a lo anterior, algunos investigadores agrícolas como Olalde et al. (2014), Quevedo et al. (2015) y Ramos y Ramírez (2016) han llevado a cabo diversos métodos para mejorar la distribución de radiación que será interceptada por las plantas, tal como, la instalación de acolchados (Zribi et al., 2011).

Los acolchados son de diferentes materiales y colores, sin embargo, además de brindar un control de malezas, retención de humedad en el suelo, entre otros beneficios, cada uno posee la capacidad de reflejar y absorber la radiación solar, que influyen de manera significativa en el crecimiento de los cultivos y en muchas ocasiones, también en el rendimiento. No obstante, la cantidad de radiación reflejada, está en función de la cantidad de radiación incidente que llega a una superficie y de la posición del sol, junto con las condiciones climáticas de una ubicación geográfica por las fluctuaciones en el transcurso del año.

Algunos investigadores han evidenciado el beneficio de la instalación de diversos tipos de acolchados (plásticos o naturales) al favorecer los procesos fotosintéticos y fotoestimulantes, no obstante, los valores de reflectancia son enfocados en los obtenidos por la planta para la identificación y estimación de crecimiento de los cultivos. Con base a la necesidad de cuantificar los balances de energía que afectan el desarrollo de las plantas se utilizan modelos estocásticos que optimicen la

selección de materiales para el máximo aprovechamiento de la radiación solar.

Los modelos de Prescott (1940) y Almorox (2005) se han utilizado en las últimas décadas para estimar la radiación incidente con base a la latitud, no obstante, debido a la complejidad de la variabilidad que pueden explicarse por modelos se establecen el uso de covariables, con base a las condiciones climáticas de una región, tal como los modelos predictivos tradicionales de regresión simple o múltiple. Por otra parte, el análisis de una variable a través del tiempo se denomina series de tiempo, que permite analizas los patrones estacionales y tendencias a lo largo del tiempo. A partir de éstas se generan diversos métodos predictivos alternos como el modelo Holt-Winters, o también conocidos como modelo de suavizamiento exponencial, utilizado para la predicción mediante tres componentes: nivel, tendencia y estacionalidad de las series de tiempo. La precisión de los modelos estará en función de los datos proporcionados de una localidad, de modo que resulta fundamental comparar la eficiencia de los modelos que obtengan un mejor ajuste.

En el presente estudio se realizó una comparación de dos tipos de modelos predictivos: regresión múltiple y Holt-Winters en series de tiempo para el pronóstico de la radiación solar incidente y su reflejancia en superficies con acolchados de tipo mallas de polipropileno en dos tonalidades (blanco y negro) y una superficie sin acolchado. A partir de las diversas predicciones se pretende complementar información para el diseño y planificación de estrategias para el aprovechamiento de la energía solar.

HIPÓTESIS

Las variables climatológicas y la geometría solar provocarán diferencias en los valores de radiación solar incidente y su reflectancia en diferentes materiales de cobertura de suelo, permitiendo generar una base de datos para comparar dos métodos de predicción.

OBJETIVOS

1.1 Objetivo general

Analizar los valores de incidencia y reflectancia de radiación solar en diferentes coberturas de suelo durante un año, considerando las variables climatológicas y los parámetros de geometría solar.

1.1.1 Objetivos específicos

- Comparar la cantidad de radiación reflejada en las superficies evaluadas
- Comparar métodos de análisis de radiación solar mediante los modelos de regresión múltiple y Holt-Winters
- Comparar la precisión de los modelos de regresión múltiple y Holt-Winters para la predicción de la radiación solar

2. REVISIÓN DE LITERATURA

2.1 Radiación Solar

La radiación solar es la principal fuente de energía para los sistemas que rigen la dinámica de la biósfera (Ortiz, 2015). Ben Othman *et al.* (2018) estiman que se recibe un promedio de 1366 ± 3 J m²s en los límites de la capa exosfera. No obstante, dicha energía presenta fluctuaciones durante las estaciones del año y están en función del movimiento de la tierra con respecto al sol (Almorox, *et al.*, 2005).

2.1.1 Geometría solar

La Geometría solar define la trayectoria del sol, de manera que es posible estimar la cantidad de energía solar que llega a una superficie de la tierra, así como, la duración de horas luz por día, horarios de alba, el punto más alto del astro, permitiendo identificar los días con mayor y menor cantidad de insolación (Tejeda y Gómez, 2015). Los parámetros geométricos involucrados son:

I. Latitud (φ): Ángulo formado entre el plano del ecuador (0°) y un punto de la superficie de la Tierra (Tejeda y Gómez, 2015) (Figura 1). Las regiones cercanas al ecuador, reciben la mayor cantidad de radiación solar en el transcurso del año, mientras que las regiones de mayor latitud reciben menor intensidad (Arunkumar *et al.*, 2021).

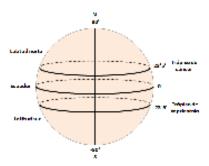


Figura 1. Distancia angular de un punto de la tierra en paralelo al plano del Ecuador

II. Declinación solar (δ) (Duffie y Beckmn, 1991): Ángulo formado entre el eje de rotación de la tierra y el plano de la eclíptica (Figura 2). Los valores de -23.5° a +23.5 según el día del año utilizando la siguiente formula:

$$\delta = \varepsilon_{ab} \operatorname{sen} \left[\frac{360(284+n_j)}{365} \right]$$

Dónde:

- δ = Declinación solar
- ε_{ab} = Ángulo de oblicuidad de la eclíptica = 23.45°
- n_i = Día Juliano del año.



Figura 2. Ángulo de declinación solar entre el plano del ecuador y la línea sol-tierra

III. Ángulo horario (ω) (Tehman y Halawani, 1997): Trayectoria del sol en un plano horizontal, donde el punto más alto obtiene un valor de 0° a las 12 horas de un día, mientras que los puntos extremos (alba y ocaso) obtienen valores de +90° a -90°, correspondientes a las 6:00 y 18 horas, respectivamente (Figura 3).

$$\omega = \frac{360(12-t)}{24}$$

- ω = Ángulo horario
- *t* = Tiempo en horas (decimal)

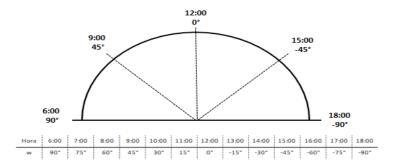


Figura 3. Ángulo horario en un plano horizontal

IV.Altura solar (Duffie y Beckman, 1991). Ángulo formado entre el rayo del sol y una superficie con ángulos que van de 0° a 90° (Figura 4). Los valores estarán en función del ángulo horario, del día juliano por cambios en la declinación solar y el punto geográfico. Los cambios en la elevación solar en el transcurso del año interfieren directamente con la cantidad de radiación que llega a una superficie, obteniendo mayor valores cuando el sol se encuentra en su punto más alto o punto cenital (Arunkumar *et al.*, 2021).

Sen $h = sen\delta sen\varphi + cos\delta cos\varphi cos\omega$

- h = Altura solar
- φ = Latitud del sitio
- δ = Declinación solar del día
- ω = Ángulo horario en grados

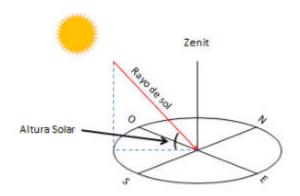


Figura 4. Altura solar en relación a un plano horizontal

V.Acimut solar (a) (Dufle y Beckamn, 1991): Ángulo formado en un plano horizontal que va entre el plano meridional y la trayectoria del sol (Figura 5). Los valores son utilizados para diferentes sistemas, según el área de interés. Con fines agrícolas, el acimut permite generar la planificación y el diseño en campo que permita maximizar la exposición solar.

$$sen a = \frac{\cos \delta sen \omega}{\cos h}$$

- a = Acimut solar
- δ = Declinación solar del día
- ω = Ángulo horario en grados
- h = Altura solar

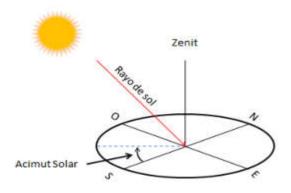


Figura 5. Acimut solar en relación a un plano horizontal

VI. Distancia de la tierra al sol (d) (Ortiz, 2015). La tierra recibe un flujo de energía medio de 1353 J/m²/s en el transcurso del año conocida como constante solar, el cual está en función de la distancia media de la tierra al sol de 149.6 millones de km. La distancia más cercana se estima aproximadamente los 147 millones de km, conocido como perihelio la cual ocurre el 3 de enero, mientras que la distancia más lejana se acontece el 4 de julio con 152 millones de km, conocido como afelio (Figura 6).

$$\left(\frac{d_m}{d}\right)^2 = 1 + 0.033\cos\left(\frac{2\pi}{365} n_j\right)$$

Dónde:

- d_m = Distancia media = 149.6 millones de km
- n_i = Día juliano

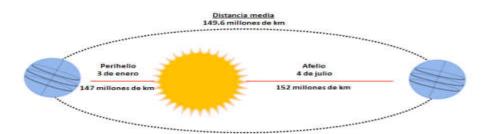


Figura 6. Distancia de la tierra al sol

VII. Ecuación del tiempo (ET) (Duffie y Beckman, 1991). Los valores de geometría solar están representados en términos de tiempo solar donde difiere del tiempo civil, de tal manera que se requiere un ajuste en el tiempo para corregir las diferencias de velocidad durante en el movimiento de traslación terrestre. Esta diferencia de movimiento se representa por los minutos a sumar o restar del tiempo solar, conocida como analema (Tejeda y Gómez, 2015; Figura 7), es lo que permite que unos días sean más largos que otros en el transcurso del año.

Dónde:

- ET = Ecuación del tiempo
- B = $(n_i 1)$ (360/365)
- n_j = día juliano

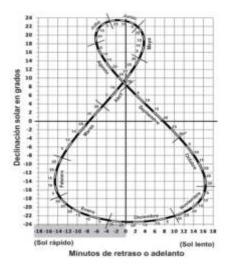


Figura 7. Curva por efecto de la ecuación de tiempo (ET) (Tejeda y Gómez, 2015)

VIII.Tiempo civil (TC). La posición del sol varía de una localidad a otra en un mismo territorio a nivel nacional, de tal manera que puede provocar diferentes horarios (Tejeda y Gómez, 2015). Los gobiernos establecen un punto de referencia con base al meridiano para ajustar los tiempos (Figura 8). El tiempo ajustado en Nuevo León se basa con el Tiempo del centro al meridiano 90 W con base a la fórmula:

$$TC = ET - 4(L - L')$$

- TC = Tiempo civil
- ET = Ecuación del tiempo
- L = Longitud de referencia (90° W para Nuevo León)
- L' = Longitud del sitio



Figura 8. Longitud geográfica de referencia en México (Tejeda y Gómez, 2015)

2.1.2 Espectro electromagnético

La energía emitida por el sol viaja en forma de un conjunto de onda que compone el espectro electromagnético (Figura 9). El espectro electromagnético está compuesto por regiones los cuales se clasifican según: 1) la longitud de onda (λ) que corresponde a la distancia entre dos ondas y 2) la frecuencia de dicha onda (F), es decir, el número de ondas por unidad de tiempo (Chuevico, 1996). Las regiones van desde los rayos gamma (10^{-14} m) hasta las ondas de radio (10^3 m) las cuales disponen de un determinado contenido energético o flujo de fotones que puede ser medido tanto en Cal cm² día, como mm día, Mj m² día o W m²,

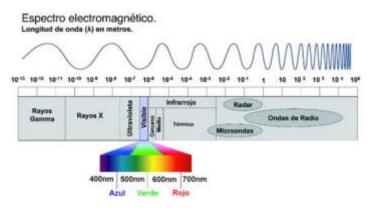


Figura 9. Espectro electromagnético de Luque (2017)

2.1.3 Factores que intervienen en la radiación solar

Los valores de radiación en un sitio son afectados al atravesar la atmósfera por la absorción y reflexión de las longitudes de onda causado por partículas y moléculas de gases presentes en la atmósfera, tal como: H₂O, N₂, O₂, Ar, CO₂, O₃, CO, H₂SO₃, N₂O, NO, NO₂, NH₃, diversos aerosoles (Melia M., 1991), así como por la presencia de nubosidad, resultando en la dispersión de la energía.

Ben et al., (2018) mencionan que en promedio el 50% de la radiación total llega a la superficie del suelo, a causa del fenómeno de difusión atmosférica (dispersión, reflexión y absorción de energía) donde el 20% y 6% es reflejado y absorbido por las nubes, respectivamente, el 16% se absorbe por otras partículas presentes en la atmósfera, mientras que 7% se dispersa en el aire (Arunkumar et al., 2021). Con base a lo anterior se establece que casi la mitad de la energía solar puede ser aprovechada en los diversos tipos de ecosistemas.

2.1.4 Albedo

El Albedo es la fracción de la radiación que es reflejada por cada elemento de un área (Wickham *et al.*, 2015). Los valores de reflectancia diferentes entre superficies y pueden clasificarse con base a los índices de Albedo de Jacoboson (1999). Los índices son clave para evaluar el balance de radiación solar en una superficie y su efecto en el entorno, de manera que puede obtenerse información sobre el aprovechamiento energético de la radiación solar (Iturbide, 2020) y aplicarse en diversas actividades relacionadas con la agricultura.

2.2 Instrumentos de medición de la radiación solar

Las fluctuaciones de la radiación requieren de un análisis para la planificación de diversas actividades agrícolas en particular el establecimiento de fechas de siembra y cosecha de los cultivos. Los valores de radiación se obtienen a partir de

diferentes instrumentos de monitoreo climatológico, principalmente las técnicas de detección remota y estaciones climáticatológicas distribuidas por el país de México (Zuluaga *et al.*, 2021).

Los instrumentos como el albedómetro y el radiómetro neto son otras opciones que permiten obtener información sobre el balance de energía entre la radiación incidente y reflejada al poseer dos detectores, uno en la parte superior y otra en la inferior (Tejeda y Gómez, 2015), no obstante, el acceso a las plataformas es limitado para los residentes de una localidad o no cuentan con una base de información actualizada necesaria para para quienes desean obtener un monitoreo en un sitio específico. De tal manera que, con el avance de la tecnología es posible innovar estrategias de monitoreo de radiación solar en sus diferentes longitudes de onda.

2.2.1 Sensores manuales de radiación solar

Los sensores o medidores de radiación solar permiten un obtener datos precisos de radiación solar que llega a una superficie, haciendo posible la medición a cualquier hora del día o inclusive, en interiores con luz artificial. Existen múltiples tipos de sensores para medir la intensidad de luz, los cuales llevan filtros para detectar únicamente el flujo de fotones de interés, tal como es el medidor de RFA cuántico de Spoton al detectar la energía en las longitudes de onda de los 400 a 700 nm a nivel local (Sánchez y Moreno, 2017)

2.2.2 Filtros selectivos

Los filtros selectivos son un método que permiten obtener las longitudes de onda de interés de la RFA; este proceso se conoce como transmisión selectiva y se origina cuando una parte de la luz blanca pasa a través de una superficie translúcida pigmentada y el resto de los colores es absorbido por el filtro, de manera que, un filtro translúcido rojo absorberá todos los colores mientras que el rojo va a ser transmitido (Sánchez y Moreno, 2017). Éste método ha sido utilizado por algunos

investigadores para evaluar y analizar los parámetros de crecimiento de las plantas utilizando diferentes filtros de colores en luces led (Casierra y Olmos, 2015). Por otra parte, el método permitirá obtener la cantidad de radiación de cada longitud de onda del RFA tanto incidente, como su reflectancia en diferentes superficies para su posterior análisis.

2.3. Radiación solar en la agricultura

En la agricultura, el estudio de la radiación solar se centra en la transformación de energía en biomasa a través del proceso conocido como fotosíntesis. Con base a diversos estudios se ha establecido que las longitudes de onda que interfieren directamente con la planta son los correspondientes a la radiación fotosintéticamente activa (RFA) (400 a 700 nm) y la radiación ultravioleta (UV) (320 a 420 nm).

En primera instancia, cada longitud de onda del RFA otorga efectos significativos en los procesos biológicos de la planta: la longitud de onda violeta-azul (400 – 510 nm) tiene efecto sobre la acción fotosintética, la floración, movimiento de estomas, síntesis de clorofila y carotenos; la longitud verde-amarillo (510-610 nm) presenta acción reducida sobre la fotosíntesis, mientras que la longitud anaranjadorojo (610-700 nm) tiene efecto sobre la acción fotosintética, la germinación, la floración y la elongación celular (Meisel *et al.*, 2011; Zarate *et al.*, 2021) y por ende, el rendimiento del cultivo establecido. Por otra parte, la radiación ultravioleta (UV) en las longitudes A (320 a 400 nm) y B (280 a 320nm) han presentado efectos sobre la calidad del fruto (Quintero, et al., 2021) y el rendimiento (Lycoskoufis et al., 2022), interviene en la producción de compuestos activos (Duo et al., 2019) y la germinación (Foroughbakhch et al., 2019), entre otros.

2.3.1 Técnicas de dispersión de radiación sobre las hojas

Los técnicos agrícolas han llevado a cabo diversos métodos que modifican la dispersión de luz sobre las hojas (Unigarro *et al.*, 2021). Entre estas, la densidad de

población (Mena *et al.*, 2018), la poda selectiva y producción en sistemas de invernadero utilizando plásticos para generar una mejor distribución de luz (Sandoval *et al.*, 2022), la implementación de sistemas de iluminación artificial mediante lamparas fluorescents o LED (Contreras, 2020), así como, la instalación de diversos tipos de acolchados.

2.3.1.1 Acolchados

Los acolchados son un método implementado en los sistemas agrícolas, principalmente para el control de malezas, además de brindar efectos benéficos, tal como la retención de humedad y nutrientes, minimizar la evaporación, favorecer la descomposición de materia orgánica, control de plagas, entre otros (Zribi et al., 2011, Montemayor et al., 2018; Sanjuan et al., 2022), asímismo, afecta la absorción, transmisión y reflectancia de la radiación de las superficies influirá en el crecimiento de las plantas. Investigaciones como las presentadas por Orozco et al., (2023) muestran que existe una diferencia significativa en biomasa vegetal al establecer parcelas con acolchados de diversos colores (blanco, aluminio, verde y negro) en comparación con un suelo sin acolchado, y concluyo que la cobertura blanca proporcionó una mayor cantidad de biomasa.

Soria et al., (1998) aluden este comportamiento debido a las propiedades físicas y el efecto del color de cada material, donde las superficies de color blanco reflejan mayor cantidad de luz (Sánchez y Moreno, 2017), de manera que el porcentaje de radiación reflejada puede ser aprovechada por las plantas, favoreciendo los procesos fotosintéticos y fotoestimulantes (Wang et al., 2021). Es esencial establecer un método de análisis y modelos predictivos que permitan comprender la capacidad de reflectancia de radiación en las diferentes superficies cubiertas con el acolchado. Estos modelos serán fundamentales para la selección de materiales que optimicen la producción de biomasa vegetal. El material utilizado como acolchado está en función de la decisión del productor o investigador, tal como las mallas anti maleza o también conocidos como ground cover, establecidos

principalmente en los sistemas hidropónicos en invernadero, Soto y Angulo (2023) evidenciaron un efecto de este tipo de material sobre los valores de NDVI reflejados y su relación con los contenidos de algunos elementos como Nitrógeno en las hojas en plantas de chile durante las primeras etapas del cultivo.

2.4 Modelos de estimación de radiación

Los modelos para la estimación de radiación solar han sido modificados a partir de la fórmula de Angström (1924) y ajustada por Prescott (1940), siendo la más utilizada al presentar valores estimados más cercanos a la realidad según la posición geográfica. La ecuación contempla los valores de Radiación Extraterrestre, es decir, la energía recibida sobre el límite de la atmósfera de la tierra:

$$\frac{Rg}{R_A} = a + b \left(\frac{n}{N}\right)$$

Dónde:

- Rg = Radiación global (cal/cm²/día)
- RA = Radiación Extraterrestre RA = 3.7586 * d * $[\omega_1$ * sen (φ) * sen (δ) + cos (φ) * cos (δ) * sen (Hs)]

Hs = Ángulo solar al amanecer = $\cos \omega_1 = -\tan \varphi \tan \delta$

- a = 0.29 cos φ
- b = 0.52
- N = Tiempo de insolación
- n = insolación media mensual

Las predicciones y estimaciones han sido ajustadas con base a información climatológica y las condiciones atmosféricaspara establecer modelos que se adapten a la zona donde radican. La eficiencia de modelos que se adapten a las condiciones de una determinada zona resulta en un menor margen de error mediante datos

puntuales, destacando su importancia a nivel local debido a la complejidad de los valores reales.

En las últimas décadas se han utilizado diversas técnicas para el monitoreo de la radiación solar con el objetivo de analizar y estimar sus fluctuaciones en el transcurso del tiempo, así como de las variables climáticas para la planificación de las actividades agrícolas, en particular el establecimiento de fechas de siembra y cosecha de cada cultivo según su especie y variedad genética, afectando así su rendimiento y calidad de productos de interés (fruto o parte vegetativa). La estimación de la radiación solar se ha generado por diversos modelos predictivos innovados a través de la historia, no obstante, la precisión de cada modelo varía según las variables implementadas, así como la cantidad de datos observados, presentando sus propias ventajas y desventajas en cada región.

2.4.1 Modelos de regresión múltiple

Los modelos de regresión múltiple para la estimación de la radiación solar son una métodos de estimación tradicional que contempla las variables climáticas de una localidad debido a que han presentado una alta relación significativa (Obando *et al.*, 2019), tal como, temperatura (Camayo *et al.*, 2019), nubosidad (Xin *et al.*, 2023), velocidad del viento (Estela *et al.*, 2019), entre otros. No obstante, la predicción mediante métodos lineales no requieren de un orden temporal, es decir, son conocidas por proporcionar datos puntuales, lo que resulta en una limitada precisión del modelo debido a que los valores observados presentan una media y varianza no constante (Vesga *et al.*, 2022), de manera que se establecen alternativas para complementar el análisis de la radiación con base a la perspectiva del tiempo.

2.4.2 Modelos Holt-Winters en series de tiempo

Las series temporales han permitido comprender patrones estacionales y tendencias a lo largo del tiempo (Box et al., 2015). Autores como Camayo et al.,

(2019) han desarrollado modelos predictivos para variables de interés organizadas en función del tiempo, en comparación de los modelos predictivos tradicionales de regresión simple o múltiple, donde las variables no requieren de un orden temporal. En conjunto con otras características propias de las series de tiempo es posible implementar diversos métodos auto regresivos avanzados con el objetivo de pronosticar la radiación en una localidad mediante la recopilación y registro de dato pasados a fin de predecir eventos futuros, siendo posible utilizarlo en áreas del sector financiero, servicios eléctricos y medio ambiente (Yang et al., 2017; Valderrama et al., 2021).

El modelo Holt Winters, o también conocido como modelo de suavizado exponencial (Bowerman *et al.*, 2007) es utilizada para la predicción en series de tiempo mediante su descomposición en tres componentes: nivel, tendencia y estacionalidad. El nivel representa el valor base de la serie temporal en un momento dado, la tendencia captura la dirección y la velocidad del cambio del nivel, mientras que la estacionalidad refleja los patrones repetitivos que ocurren a intervalos regulares. A partir de las diversas predicciones, es posible diseñar y planificar estrategias para el aprovechamiento de energía solar a nivel local.

MATERIALES Y MÉTODOS

3.1 Área de investigación

Los valores de radiación solar se capturaron en las coordenadas geográficas de 25°47'6.79" N y 100°17'12.5" W, a una altitud de 504 m.s.n.m (figura 10). Las temperaturas máximas y mínimas de la zona oscilan entre 17.3°Cy 29.5°, y una precipitación media anual de 422.8 mm, así mismo, el suelo se registra de tipo Phaeozem (INEGI).



Figura 10. Ubicación geográfica de los valores capturados de radiación solar

3.2 Monitoreo de radiación solar

Los tiempos de monitoreo se realizaron con base al ángulo solar 60° y -60°, la altura solar en un plano horizontal y al punto más alto del sol en 0° (cenit), correspondiente a las 08:00, 12:00 y 16:00 horas solares establecidos por Rehman y Halawani (1997). Así mismo, los tiempos fueron ajustados mediante la fórmula de la ecuación del tiempo (ET) de Duffie y Beckamn (1991), permitiendo sumar o restar los minutos a la hora solar debido a las diferencias en la velocidad en el movimiento de traslación terrestre (Cuadro 1). Por otra parte, la República Mexicana tiene cuatro ajustes de horarios con base al meridiano debido a su posición respecto al sol (Figura 8). En la zona norte, el sitio de estudio se localiza en el Tiempo del Centro, por lo cual, su horario de ajuste es al meridiano 90 W y sustituyéndolo en la fórmula

de Tiempo Civil (TC) de Tejeda y Gómez (2015)

Cuadro 1. Modelos de ajuste en el tiempo por rotación de la tierra con base a las coordenadas geográficas

Variable	Modelo	Dónde:
Ecuación		ET = Ecuación del tiempo
del tiempo	ET = $9.87 \text{ sen } 2f - 7.53 \cos f - 1.5 \text{ sen } f$	$f = 360 (n_j - 81) / 364 (en$
(ET)		grados)
Tiempo		TC = Tiempo civil
Civil en la		TSV = tiempo solar verdadero
República	TC = TSV - ET - 4(L - L')	ET = Ecuación del tiempo
Mexicana		L = longitud geográfica de
(TC)		referencia
		L' = Longitud geográfica del sitio

3.3 Superficies evaluadas y sensores manuales

Las superficies evaluadas fueron cubiertas con mallas anti maleza de material polipropileno y clasificadas como: cobertura con malla blanca (CB), cobertura con malla negra (CN) y suelo sin cobertura (SC), establecidos en una parcela dividida de 9 m² cada uno (Figura 11), sin interferencias de sombra por edificaciones o árboles a diferentes horas del día.



Figura 11. Superficies cubiertas con mallas anti maleza y suelo sin cobertura

El monitoreo de incidencia y reflectancia diaria de la radiación global (RG) y

ultravioleta A+B (UV) se capturaron diariamente utilizando sensores manuales de Solarmeter y un medidor de radiación fotosintéticamente activa (RFA) cuántico (Spot0n Quantum PAR Light Meter #35650) durante los meses de agosto 2022 a julio 2023. Así mismo, se emplearon filtros translúcidos de colores de 55 mm (violeta, azul, verde, amarillo, naranja, rojo) como método para discriminar las diferentes longitudes de onda del espectro visible (Figura 12). Los sensores se colocaron en los extremos de una base giratoria para obtener los datos de radiación incidente y su reflectancia en las superficies evaluadas desde distintos ángulos de inclinación. Por otra parte, los valores climáticos del sitio (nubosidad, temperatura y humedad relativa) se obtuvieron de un reloj de higrotermometro (Extech Instruments #445702) ubicado en las instalaciones del sitio de estudio y una plataforma Weather Channel.



Figura 12. Sensores manuales, filtros selectivos y base para capturar la radiación incidente y reflejante

3.4 Análisis descriptivo de la radiación solar incidente y comparación estadística de su reflectancia

La radiación RG, UV A+B y RFA fueron analizados en el transcurso del año, identificando los valores máximos, mínimos y promedios obtenidos en los puntos de muestreo. Por otra parte, el análisis de la capacidad de reflectancia y absorbancia en las superficies evaluadas se realizó con base al índice de Albedo de Jacobson (1999). Así mismo, la cantidad de radiación reflejada en las superficies se comparó mediante una prueba de Tukey a un nivel de significancia de 95%.

$$Alebdo = \frac{Radiación reflejada}{Radiación incidente}$$

3.5 Modelos predictivos

Los modelos predictivos son una herramienta fundamental para comprender y predecir la radiación solar en el transcurso del tiempo, en un sitio específico, siendo fundamental para la toma de decisiones en las diversas actividades agrícolas. Existen diversos métodos para el análisis y pronósticos de radiación solar, no obstante, cada modelo proporciona una interpretación diferente de la relación entre la variable respuesta y sus covariables, por consiguiente, en la presente investigación se realizaron dos modelos predictivos correspondientes al modelo de regresión múltiple y el modelo de Holt-Winters para series de tiempo realizados en el Software R studio (Versión 2024.04.2+764). Las variables fueron procesadas mediante la estandarización de los datos para estabilizar la varianza.

3.5.1 Modelos de regresión lineal múltiple

Los modelos de regresión múltiple se realizaron con los parámetros de geometría solar (Duffie y Beckman, 1991) y las variables del clima del sitio de estudio (Cuadro 2). La selección de las variables significativas con la radiación solar se realizó con base al método Stepwise y el método de Spearman a un nivel de significancia de 95%. El modelo de regresión múltiple se expresa de la siguiente manera:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + ... + \beta_n X_n + \varepsilon$$

- Yi = Variable respuesta
- B0 = Valor constante

- B1, βn = Coeficientes de regresión
- X1, Xn = Variables predictores

Cuadro 2. Variables independientes analizadas para los modelos de estimación de radiación solar

	Geometría solar	Elementos del	Tiempos de	
	Geometria Solai	clima	monitoreo	
Altura solar (AS)	$Sen h = sen\delta sen\phi + cos\delta cos\phi\omega$	Nubosidad (%)	Día Juliano (DJ)	
Distancia		Temperatura (°C)	Del 1 al 365	
del sol (DS)	$\left(\frac{d_{\rm m}}{d}\right)^2 = 1 + 0.033 \cos(\frac{2\pi}{365} n)$	Humedad relativa (%)	Hora local (HL)	

3.5.2 Series de tiempo

El análisis de los valores de radiación RG, UV y RFA durante el año fueron distribuidos en una serie de tiempo donde se implementó el método LOESS (Locally estimated scatterplot smoothing) para el ajuste de una curva local de suavizamiento que permitió visualizar las tendencias de los datos observados en el trancurso del año, posteriormente se realizó una prueba de cambios de estructura de las series de tiempo mediante los métodos: a) función Sctest a un nivel de significancia de 95%, dónde valores de p < 0.05 indican que si hay diferencia entre los valores de radiación a través del tiempo (Zeileis et al., 2002), b) la fórmula analítica de la regresión segmentada (yt) y c) las métricas del el coeficiente de información bayesiano (BIC) y la suma de cuadrados de residuales (RSS) utilizados ampliamente para el ajuste de los modelos de regresión lineal mediante la identificación de los puntos de cambios estructurales en las series de tiempo, de tal manera que es posible analizar la variación de radiación en el año (Box et al., 2015). Las formulas generales de los métodos utilizados se representan a continuación:

$$\hat{\mathbf{y}}_i = f(\mathbf{x}_i) + \varepsilon_i$$

Dónde:

- ŷ₁ = predicción del valor de y y para el valor de x_i por el método LOESS
- $f(x_i)$ = función de suavizamiento local en el punto x_i
- ε_i = error aleatorio

$$y_t = \begin{cases} \beta_{0,1} + \beta_{1,1}x_t + \epsilon_t & \text{Para } t \leq T_1 \\ \beta_{0,2} + \beta_{1,2}x_t + \epsilon_t & \text{Para } T_1 < t \leq T_2 \\ & \dots & \\ \beta_{0,k} + \beta_{1,k}x_t + \epsilon_t & \text{Para } t > T_{k-1} \end{cases}$$

Dónde:

- y_t = variable dependiente en el tiempo t
- x_t = variable independiente en el tiempo t
- β_{0,1 y} β_{1,j} = coeficientes de regresión para el segmento j
- ε_t = término de error en el tiempo t
- T₁ = i-ésimo punto de cambio

BIC =
$$k \times ln n - 2 \times ln(L)$$

Dónde:

- BIC = Coeficiente de información Bayesiano
- k = número de parámetros del modelo
- In (L) = función de verosimilitud del modelo estimado
- n = número de observaciones en los datos

RSS =
$$\sum_{i=1}^{n} (y_1 - \hat{y}_1)^2$$

Dónde:

- RSS = Suma de cuadrados de residuales
- y₁ = Valores observados
- \hat{y}_1 = Valores predichos por el modelo
- n = número de observaciones

3.5.3 Modelos de Holt-Winters

Los modelos de Holt Winters se realizaron con base a los valores de una sola variable, correspondiente a radiación global, UV A+B y Radiación Fotosintéticamente Activa incidente y su reflectancia en las superficies evaluadas. La fórmula se utiliza para predecir valores futuros teniendo en cuenta los componentes de nivel, tendencia y estacionalidad de la serie de tiempo (Bowerman, *et al.*, 2007).

$$\hat{\mathbf{y}}_{t+1} = L_t + kT_t + S_{t+k-m}$$

Dónde:

- \hat{y}_{t+1} = Predicción del valor de la serie de tiempo en el periodo t + 1
- Lt = Componente de Nivel en el tiempo t, indicando cambios en el valor promedio
- kTt = Componente de Tendencia en el tiempo t, indicando la dirección a largo plazo de los valores observados (creciente, decreciente o constante)
- S_{t+k+m} = Componente de Estacionalidad en el tiempo t + k m, indicando los patrones estacionales o repetitivos en la serie de tiempo.

Los componentes L, T y S del método Holt-Winters se actualizan en cada periodo de valores observados utilizando las técnicas suavización exponencial controlados por los factores alfa (α), beta (β) y gamma (γ), respectivamente, permitiendo proporcionar predicciones precisas, así como la capacidad de adaptarse a cambios en los componentes.

Los factores de suavizamiento exponencial presentan índices de 0 a 1, según indican el impacto de los valores observados en el transcurso del tiempo con respecto a los valores estimados a obtener mediante la fórmula de Holt-Winters. Los índices cercanos a 0 indican un mayor impacto en las observaciones pasadas, mientras que índices cercanos a 1 indican un mayor peso en las observaciones recientes (Hydman y Atanaspopoulos, 2018). Las fórmulas de actualización de los componentes con base a los factores de suavizamiento corresponden a:

$$L_t = \alpha(y_t - S_{t-m}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$$

Dónde:

- L_t = nivel estimado en el tiempo t
- α = factor de suavizamiento para el nivel (0 < α < 1)
- y_t = Valor observado en el tiempo t
- S_{t-m} = Componente estacional del mismo period en el ciclo anterior (m periodos atras)
- L_{t-1} = nivel estimado en el periodo anterior, t 1
- T_{t-1} = tendencia estimada en el period anterior, t 1

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$$

Dónde:

- T_t = tendencia en el tiempo t

- β = Parámetro de suavizamiento para la tendencia (0 < $\beta \le 1$)
- Lt Lt-1 = Cambio en el nivel entre los periodos t y t 1
- T_{t-1} = tendencia estimada en el period anterior, t 1

$$S_t = \gamma(y_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-m}$$

Dónde:

- S_t = componente estacional en el tiempo t
- γ = parámetro de suavizamiento para la estacionalidad (0 < $\sqrt{\le 1}$)
- y_t = valor observado en la serie de tiempo en el tiempo t
- Lt = nivel de la serie de tiempo en el tiempo t sin el efecto de la estacionalidad
- S_{t-m} = componente estacional del tiempo t anterior

El análisis de Holt-Winters se realizó mediante la descomposición de la serie de tiempo aditivo, debido a la cantidad de datos observados (< 1 año), asumiendo como constante el componente estacional. Así mismo, mediante la descomposición es posible observar patrones, cambios de tendencia según la media móvil, así como identificar fluctuaciones que no pueden ser explicadas por el modelo (Hydman y Atanaspopoulos, 2018). Por otra parte, se realizó una prueba de cambios de estructura a un nivel de significancia de p < 0.05 para identificar fluctuaciones excesivas que influirán en los ajustes del modelo (Zeileis *et al.*, 2002).

3.5.4 Comparación de modelos predictivos

Los modelos predictivos fueron evaluados con base a las métricas de desempeño obtenidas del pronóstico, considerando el coeficiente de determinación R², el error

cuadrático medio (RMSE), el error absoluto medio (MAE) y el error porcentual absoluto medio (MAPE), donde:

$$R^{2} = \frac{\sum_{t=1}^{T} (\hat{Y}_{t} - \bar{Y})^{2}}{\sum_{t=1}^{T} (Y_{t} - \bar{Y})^{2}}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \hat{y}_{i})^{2}}{n}}$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^{n} \left| y_{i} - \hat{y}_{i} \right|}{n}$$

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^{n} \left| \frac{y_{i} - \hat{y}_{1}}{y_{i}} \right|$$

Dónde:

- Yt y yi = valores observados
- Ŷty ŷi = Valores predichos
- \bar{Y} = media de los valores observados
- T y n = número total de observaciones

El empleo de múltiples métricas permite una evaluación más completa del rendimiento de los modelos debido a que proporcionan un análisis desde diversos enfoques. Los valores de R² indican el ajuste de los modelos, mientras que RMSE, MAE y MAPE ayudan a identificar diferentes tipos de error que ayudaran en la elección del modelo que proporcione predicciones más precisas y fiables (Yajure, 2023).

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 Análisis descriptivo del clima y la radiación solar

4.1.1 Elementos del clima

Los valores de temperatura (TC) monitoreadas en el transcurso del año se registraron entre 4.5 a 46°C (Figura 13) y una humedad relativa (HR) de 8 a 96% (Figura 14), registrando un incremento a mediados del año al integrar los valores medios diarios. Por otra parte, la nubosidad (Figura 15) fue similar a HR, registrando un comportamiento inversamente proporcional con la temperatura.

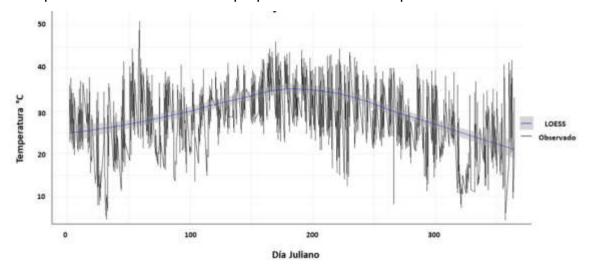


Figura 13. Valores diarios de temperatura en el sitio de estudio y línea de suavizamiento LOESS

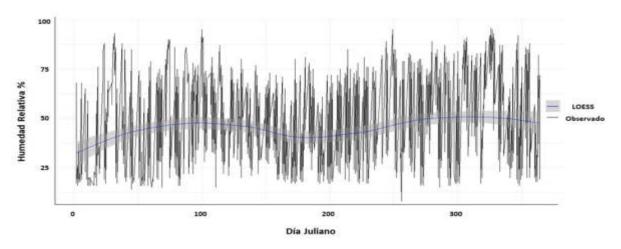


Figura 14. Valores diarios de humedad relativa en el sitio de estudio y línea de suavizamiento LOESS

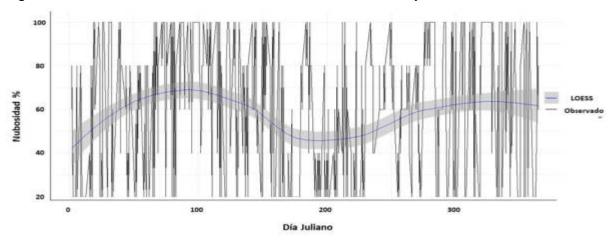


Figura 15. Valores diarios de nubosidad en el sitio de estudio y línea de suavizamiento LOESS

Los datos de temperatura indican que se ha presentado un incremento de la temperatura comparado con los reportados por Leal y Leal (2015) con una diferencia de aproximadamente 6°C. Así mismo en el Cuadro 3 se observa una diferencia de 2.9 hasta 9.8 °C comparado con la información de las normales climatológicas del sitio. Bames *et al.*, (2019) señala que los cambios en el grosor de la capa de ozono, es un factor que ha influido en los incrementos de la radiación solar, provocando cambios climáticos, tal como el incremento de la temperatura y, en consecuencia, afectando la respuesta en diferentes cultivos (Medina *et al.*, 2020).

Cuadro 3. Valores promedio mensual de temperatura de las normales climatológicas por la Comisión Nacional del Agua (1997 – 2021) de la estación 19185 y los datos obtenidos en campo (agosto 2022 – julio 2023)

	Е	F	M	Α	М	J	J	Α	S	0	N	D
Normales												
Climatológicas (1997-2021)	15.9	17.5	20.6	24.5	27.1	29.3	29.7	30.1	27.1	23.4	19.4	15.9
Datos de campo	25	27.3	27.7	28	32.7	36.2	34.5	33	31.3	27.2	22.1	23.9

4.1.2 Radiación solar incidente

Los valores observados de radiación por el sensor manual permitieron obtener una lectura de la radiación en un ángulo de +/- 80° desde el cenit. Con base a lo anterior, los sensores representan una alternativa más accesible para los productores que pretenden analizar la radiación a fin de mejorar sus actividades agrícolas

4.1.2.1 Radiación global (RG)

Los valores de RG capturados por los sensores presentaron valores máximos promedio en el mes de junio y mínimas en noviembre con 753.7 ± 298.7 W/m² y 318.7 ± 362.8 W/m² (Figura 16), respectivamente. Al comparar estos valores con los reportados por el Sistema Integral de Monitoreo Ambiental (SIMA) de Leal y Leal (2015) para la zona metropolitana se observa un valor de 690 W/m² en el mes de junio, mientras que los valores de RG capturados en la presente investigación registraron un promedio de 756 W/m² en el mismo mes. Los cambios en los valores de radiación pueden influir significativamente en el crecimiento de los cultivos, no obstante, predecir el comportamiento de la radiación solar se considera un reto debido a los múltiples factores internos y externos a la tierra que provocan algún

cambio en la intensidad de radiación recibida a corto plazo (Martínez y Fernández, 2002).

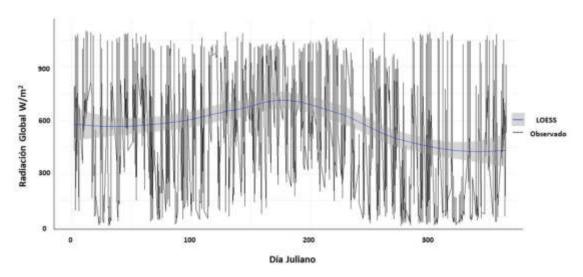


Figura 16. Valores diarios de radiación solar incidente en el sitio de estudio y línea de suavizamiento LOESS

4.1.2.2 Radiación Ultravioleta (UV)

La radiación UV A+B presentó valores máximos en junio y mínimos en noviembre con 2.9 ± 1.6 mW/m² y 1.2 ± 1.6 mW/m², respectivamente (Figura 17). En los últimos años, se ha mantenido los valores de la radiación UV en distintas partes del mundo a través del tiempo (Polo y Miranda, 2020; Yaulilahua, *et al.*, 2022), sin embargo, se hace hincapié que la disminución de la capa de ozono influirá en una mayor exposición de dicha radiación (Marín, *et al.*, 2022). El análisis de la radiación UV incidente en un punto geográfico es esencial el implemento de cubiertas que protejan a las plantas de la radiación UV (reducción entre un 30 a 70%) con el objetivo de incrementar la cantidad de metabolitos secundarios como fenoles, taninos, flavonoides, entre otros (Nina *et al.*, 2020; Herrera, *et al.*, 2022)

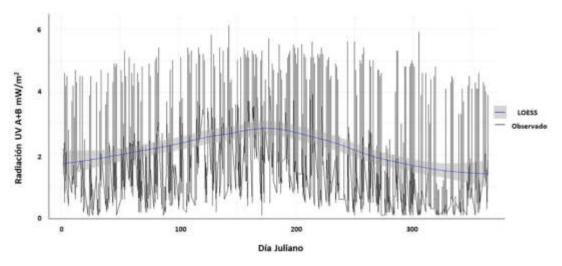


Figura 17. Valores diarios de radiación UV A+B incidente en el sitio de estudio y línea de suavizamiento LOESS

4.1.2.3. Radiación Fotosintéticamente Activa (RFA) incidente

La RFA ha sido objeto de análisis con el fin de evaluar su influencia en el desarrollo de diversos cultivos (Minetti y Rivas, 2020; Sandoval *et al.,* 2022). En el presente estudio se observaron valores máximos en junio y mínimos en noviembre con $1273.3 \pm 525.8 \, \mu \text{mol}$ y $626.57 \pm 650.36 \, \mu \text{mol}$ (Figura 18), respectivamente. Por otra parte, los valores reportados con los filtros selectivos en el sensor RFA (Cuadro 4) presentaron una mayor cantidad de radiación en el filtro amarillo con un promedio anual de $642 \pm 430 \, \mu \text{mol}$ anual, seguido del filtro violeta con $450 \pm 304 \, \mu \text{mol}$, naranja $383 \pm 256 \, \mu \text{mol}$, rojo $211 \pm 142 \, \mu \text{mol}$, azul $197 \pm 135 \, \mu \text{mol}$ y verde $68 \pm 48 \, \mu \text{mol}$ (Anexo 1)

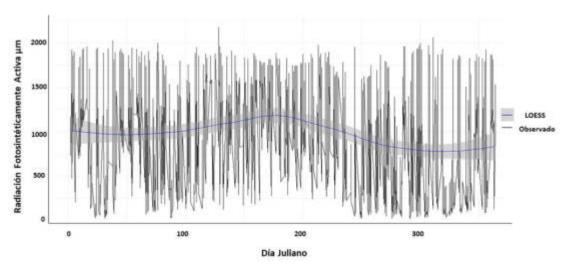


Figura 18. Valores diarios de radiación fotosintéticamente activa incidente en el sitio de estudio y línea de suavizamiento LOESS

Cuadro 4. Valores promedio mensual de radiación fotosintéticamente activa con filtros selectivos

Filtro	E	F	М	Α	М	J	J	Α	S	0	N	D
Violeta	473	511	433	417	548	611	497	466	340	377	296	410
Azul	203	220	190	185	268	267	216	214	147	168	129	179
Verde	69	77	65	63	82	98	76	67	51	57	43	61
Amarillo	690	738	617	594	771	853	702	652	501	552	426	595
Naranja	417	446	363	353	468	506	414	214	276	333	260	366
Rojo	234	234	188	194	256	286	252	214	159	184	146	204

Las plantas perciben algunos colores del RFA mediante foto receptores específicos como la clorofila, siendo los principales el color azul y rojo. La longitud de onda azul (430-500 nm) está directamente relacionado al proceso de la fotosíntesis, debido a que juega un papel fundamental en la apertura y cierre de los estomas, lo que permite el desarrollo y crecimiento óptimo de las plantas; la ausencia de luz azul podría reducir significativamente los rendimientos (Sánchez *et al.*, 2021). Por otra parte, Mendoza *et al.* (2021) señalan que la luz roja (630-770 nm) es un factor importante en la floración y en la formación de ramas. Incidencias altas favorecerán

la producción de fitohormonas, reduciendo la degradación de la clorofila, mientras que el resto de colores, la planta los absorbe en pequeñas cantidades, a excepción de la luz verde.

Con base a lo anterior, algunos autores como Mendoza *et al.* (2022) y Pérez (2023) utilizan luces led con filtros selectivos para evaluar los efectos en la germinación y el vigor de las plantas. Los autores concluyen que el uso de filtros azul y rojo mejora el rendimiento de las plantas en comparación con la luz natural. De igual manera, la cantidad de RFA está en función de la latitud, por lo cual, mediante el uso de los filtros selectivos es posible monitorear la cantidad de radiación que las plantas percibirán de cada una de las longitudes en una localidad.

4.1.3 Radiación solar reflejada

Los valores de radiación reflejada presentaron un comportamiento difuso, es decir, la radiación se refleja a todas direcciones (Sánchez y Moreno, 2017), al indicar que no existe una diferencia significativa en los datos observados (p > 0.05) cuando los valores fueron capturados en diferentes ángulos con la base giratoria.

4.1.3.1 Análisis estadístico de radiación reflejada

Los valores de radiación reflejada en las superficies CN, CB y SC fueron estadísticamente diferentes (p < 0.05). Asímismo, los valores máximos se obtuvieron en la superficie CB con un promedio anual de 144.2 \pm 110.1 W/m² de RG, 0.09 \pm 0.1 mW/m² de UV A+B y 233.6 \pm 181.4 µmol de RFA, seguido de SC con valores de 79.4 \pm 57.7 W/m², 0.01 \pm 0.03 mW/m² y 70.7 \pm 55.5 µmol, respectivamente. Entre tanto, la CN presento 36.8 \pm 26.7 W/m², 0.05 \pm 0.01 mW/m² y 54.1 \pm 39.8 µmol (Cuadro 5). Los valores amplios en la desviación estándar se deben a la dispersión de los datos a causa de los factores de geometría solar y clima, tal como, la altura solar y la nubosidad.

Cuadro 5. Valor anual de reflectancia de radiación solar en las superficies con mallas anti malezas y suelo sin cobertura

	RG				UV A+B			RFA		
Superficies	СВ	CN	SC	СВ	CN	SC	СВ	CN	SC	
Min	3	0	2	0	0	0	6.4	0.5	2.3	
Max	461	158	245	0.9	0.4	0.2	698	175	347	
Promedio	144	36.8	79.5	0.09	0.03	0.03	233	54.1	70.7	

RG: Radiación global; UV: Ultravioleta; RFA: Radiación Fotosintéticamente Activa; CB: Cobertura Blanca; CN: Cobertura Negra; SC: Suelo sin cobertura.

Los filtros selectivos en el sensor de RFA capturaron un comportamiento similar a la radiación incidente, con valores altos en el filtro amarillo y bajo en el filtro verde en las tres superficies evaluada (Cuadro 6), del mismo modo se reportó una mayor cantidad de radiación reflejada en la cobertura blanca.

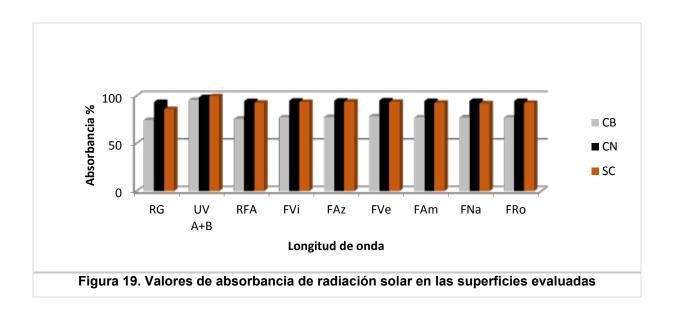
Cuadro 6. Valor anual de reflectancia de radiación solar en las superficies con mallas anti malezas y suelo sin cobertura con filtros selectivos

		Superficies									
			СВ		CN	I	SC				
Filtros	Min	Max	Promedio	Min	Max	Promedio	Min	Max	Promedio		
Violeta	2.8	644	102 ± 110	0.2	253.27	23.3 ± 19.5	8.0	124	29.6 ± 23.3		
Azul	1.3	146	44.4 ± 34.1	0.1	110.82	10.1 ± 8.7	0.3	94.5	12.2 ± 10.1		
Verde	0.1	99	14.7 ± 11.8	0	11.6	3.3 ± 2.5	0.1	22.2	4.3 ± 3.4		
Amarillo	4	491	147.5 ± 113.7	0.3	364.35	35.4 ± 29.1	1.5	265.25	47.8 ± 37.2		
Naranja	2.3	337	88.4 ± 68.4	0.2	64.3	20.7 ± 15.6	0.9	525.4	30.7 ± 33		
Rojo	1.2	535	48.6 ± 42.8	0.1	122.32	11.5 ± 9.8	0.5	80.85	15.9 ± 12.7		

CB: Cobertura Blanca; CN: Cobertura Negra; SC: Suelo sin cobertura.

4.1.3.2 Absorbancia de radiación solar e índices de albedo

La superficie CN obtuvo un mayor porcentaje de absorbancia en la diferentes longitudes de onda (Figura 19), a excepción de la radiación UV A+B, alcanzando índices de Albedo de 0.14 similar a las superficies de asfalto, concreto y zonas urbanas según la clasificación de Jacobson (1999). La CB obtuvo índices de 0.4, similar a los índices de nieve vieja, mientras que se presentó 0.22 en promedio para SC, considerados como normales en los rangos de clasificación.



Los índices de albedo en cada superficie difieren debido a las propiedades de cada superficie, tal como, materiales presentes, presencia de humedad, espesor del material, porosidad, rugosidad, cantidad de vegetación presente, entre otros, lo cual ha sido fundamentada en las últimas décadas por Hernández y Montanier (2009) y confirmada por la revisión proporcionada por Zhang et al., (2022). Por otra parte, las coberturas CB y CN son de material polipropileno, de tal manera que la diferencia en el albedo es dada por el color o tonalidad, debido a al capacidad para reflejar más radiación en superficies claras en comparación con superficies oscuras (Cheela et al., 2021). No obstante, los altos valores de absorbancia pueden interferir en otros procesos en el suelo debido a la gran cantidad de energía convertida en calor que

modifica las condiciones del suelo (Ben *et al.*, 2018). La modificación de estas longitudes podrían generar cambios significativos en el proceso de la fotosíntesis y la apertura estomática, lo cual ha sido comprobado por autores como Montemayor *et al.* (2018) mostrando un mejor desarrollo de las plantas en comparación con el desarrollo en una superficie sin cubierta.

4.2 Modelos predictivos de Radiación Solar incidente y su reflectancia

El análisis y la estimación de la radiación solar mediante diversos modelos predictivos facilita la toma de decisiones para su aprovechamiento en el sector agrícola, permitiendo un desarrollo y crecimiento óptimo de los cultivos de interés, así mismo, los datos contemplados en los modelos varíaran según la latitud del sitio.

4.2.1 Método Stepwise

El método de Stepwise indicaron que las variables independientes de altura solar (AL), día juliano (DJ) y nubosidad (N) son significativos para la radiación incidente en las diferentes longitudes (Figura 20 y Anexo 2). Por otra parte, en la radiación reflejante, además de las variables anteriormente mencionadas, se incluyen la humedad relativa (HR), la distancia de la tierra al sol (DS) y la temperatura (T), descartando la variable de hora local (HR). No obstante, las pruebas de correlación de Pearson indicaron una alta correlación > 0.7 entre HR y T, de tal manera que se excluye HR con el objetivo de eludir el efecto de multicolinealidad, esto es, la alta correlación entre dos o más variables que dificultarían la precisión de los valores estimados (Villegas *et al.*, 2024). La relación entre estas variables se ve reflejada en diversos estudios, tal como Ocampo y Rivas (2013), al encontrar que las variables más influyentes para la estimación de radiación fueron la temperatura, la humedad relativa y la nubosidad, mostrando una alta correlación con un valor de R superior al 0.8 en la mayoría de las variables proporcionadas por las estaciones climatológicas.

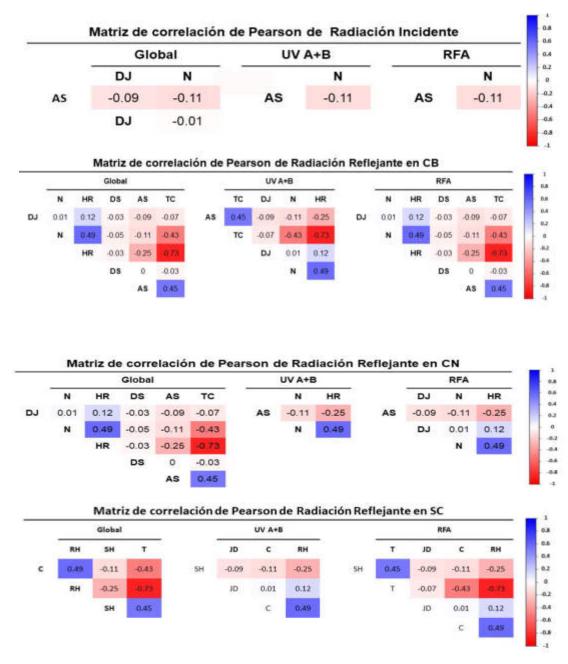


Figura 20. Matriz de correlación de Pearson para la predicción de RG, UV A+B y RFA incidente y su reflectancia en CB, CN y SC

4.2.2 Modelos de regresión lineal múltiple

Los modelos de regresión multiple generados en las diferentes longitudes y movimiento de radiación incidente (Figura 21 y 22) y su reflectancia (Anexo 3 y 4)

obtuvieron valores de R² entre 0.4 y 0.8. La alta correlación con la variable de interés, permitieron obtener valores estimados más precisos, a excepción de la UV A+B reflejante en SC.

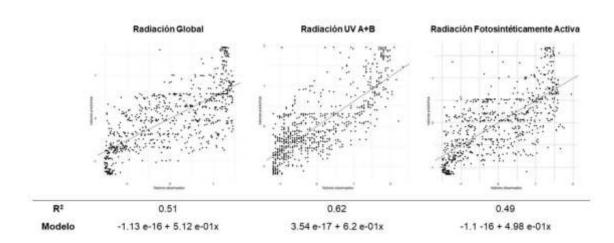


Figura 21. Valores observados vs valores predichos de RG, UV A+B y RFA incidente de los modelos de regresión múltiple

La variable de altura solar (AS) reflejo un comportamiento positivo de la radiación solar, tanto para los modelos de radiación incidente como reflejante en las diferentes superficies (Cuadros 7, 8 y 9), comprobando que los niveles de la variable dependiente están en función de la posición del sol durante el día y en el transcurso del año. Por otra parte, la temperatura (T) presenta un efecto positivo sobre la radiación, mientras que el incremento en los valores de N y HR resultó en su decremento. Babar et al., (2019) alude este comportamiento a la presencia de diversas partículas, como moléculas de agua, dispersas en la atmósfera resultando en la dispersión de luz y, por ende, en la disminución de la radiación solar (Zhang et al., 2023)

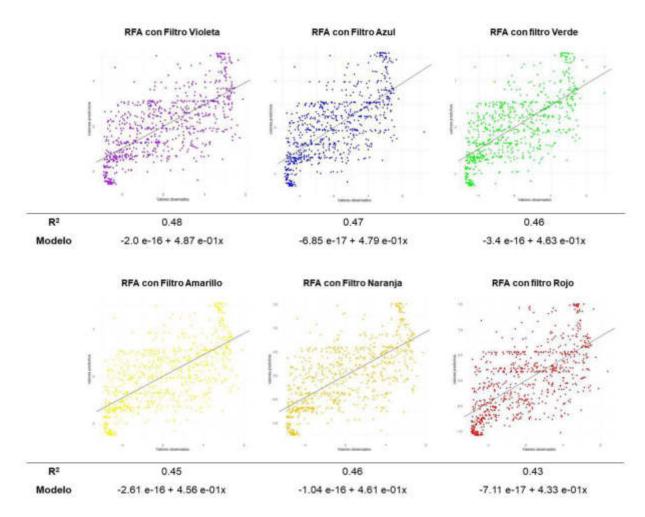


Figura 22. Valores observados vs valores predichos de RFA incidente de los modelos de regresión múltiple con filtros selectivos

Cuadro 7. Modelos de regresión múltiple de la radiación solar incidente

Radiación	Modelo de regresión múltiple	R ²
RG	-3.92e-17 + 4.51e-01 <i>AS</i> – 4.92e-01 <i>N</i> – 9.58e-02 <i>DJ</i>	0.51
UV A+B	-3.13e-17 + 6.89e-01 AS - 3.13e-01 N	0.62
RFA	-1.36e-16 + 4.78e-01 AS -4.69 e-01 N	0.49
FVi	-9.48e-17 + 4.36e-01 AS - 4.81e-01 N - 9.85e-02 DJ	0.48
FAz	1.11e-16 + 4.43e-01 AS - 4.70 e-01 N - 8.87e-02 DJ	0.47
FVe	-2.37e-16 + 4.36e-01 AS - 4.6e-01 N - 9.46e-02 DJ	0.46
FAm	-1.9e-16 + 4.07e-01 AS - 4.78e-01 N - 9.97e-03 DJ	0.45
FNa	-1.48e-16 + 3.84e-01 AS - 5.03e-01 N -1.02e-01 DJ	0.46
FRo	1.15e-18 + 3.91e-01 AS - 4.88e-01 N	0.43

RG: Radiación global, UV: Ultravioleta, RFA: Radiación Fotosintéticamente Activa, FVi: Filtro Violeta; FAz: Filtro Azul; FVe: Filtro Verde; FAm: Filtro Amarillo; FNa: Filtro Naranja; FRo: Filtro Rojo; AS: Altura Solar; N: Nubosidad; DJ: Día Juliano

Cuadro 8. Modelos de regresión múltiple de la radiación solar reflejante

Radiación	Superficie	Modelo de regresión múltiple	R ²
	СВ	2.8e-16 + 5.8e-01 AS + 3.98e-02 DS + 4.15e-01 TC - 8.58e-02 N + 3.98e-02DJ	0.76
RG	CN	2.7e-16 + 3.7e-01 AS+ 5.05e-02 DS + 4.61e-01 TC - 1.32e-01 N - 8.13e-02 DJ	0.76
	sc	-1.73e-16 + 5.88e-01 AS + 3.23e-01 TC - 1.76e-01 N	0.72
	СВ	3.97e-16 + 6.07e-01 AS + 2.3e-01 TC -1.67e-01 N + 7.54e-02 DJ	0.63
UV A+B	CN	2.39e-16 + 4.59e-01 AS -1.32e-01 N – 2.45e-01 HR	0.38
	sc	-1.27e-16 + 3.67e-01 AS -7.89e-02 N – 7.19e-02 HR + 1.01e-01 DJ	0.17
	СВ	2.07e-16 + 5.93e-01 AS + 3.77e-02 DS +3.06e-01 TC -1.76e-01 N + 3.7e-02 DJ	0.70
RFA	CN	1.82e-17 + 4.08e-01 AS - 1.55e-01 N - 4.22e-01 HR - 1.18e-01 DJ	0.56
	sc	-4.31e-016 + 4.95e-01 AS + 2.05e-01 TC – 3.02e-01 N -9.39e-02 DJ	0.57

RG: Radiación global, UV: Ultravioleta, RFA: Radiación Fotosintéticamente Activa, CB: Cobertura Blanca; CN: Cobertura Negra; SC: Suelo sin cobertura; AS: Altura Solar, DS: Distancia del Sol; TC: Temperatura; N: Nubosidad; HR: Humedad Relativa; DJ: Día Juliano.

Cuadro 9. Modelos de regresión múltiple de la radiación solar reflejante con filtros selectivos

Filtro	Superficie	Modelo de regresión múltiple	R²
	СВ	1.27e-16 + 5.21e-01 AS + 3.18e-01 TC +2.44e-02 DJ	0.61
FVi	CN	-3.82e-17 + 3.84e-01 AS - 1.15e-01 N - 3.94e-01 HR - 9.74e-02 DJ	0.47
	sc	-3.55e-16 + 4.89e-01 AS + 2.32e-01 TC – 2.79e-01 N – 1.03e-01 DJ	0.58
	СВ	8.01e-17 + 5.82e-01 AS + 3.02e-01 TC - 1.77e-01 N + 4.31e-02 DJ	0.68
FAz	CN	-4.86e-07 + 3.95e-01 AS - 1.09e-01 N - 3.76e-01 HR - 9.8e-02 DJ	0.45
	sc	-1.08e-16 + 4.63e-01 AS + 1.79e-01 TC - 2.7e-01 N - 9.04e-02 DJ	0.48
	СВ	1.24e-16 + 5.51e-01 AS + 4.37e-02 DS + 3.1e-01 TC - 1.57e-01 N +4.83e-02 DJ	0.63
FVe	CN	2.82e-16 + 3.67e-01 AS + 5.45e-02 DS + 3.41e-01 TC - 1.95e-01 N - 1.39e-01 DJ	0.51
	sc	-1.65e-16 + 5.1e-01 AS + 2.19e-01 TC - 2.38e-01 N - 8.49e-02 DJ	0.55
	СВ	3.35e-16 + 5.4e-01 AS + 4.25e-02 DS +3.12e-01 TC - 1.96e-01 N + 3.1e-02 DJ	0.65
FAm	CN	7.92e-17 + 3.72e-01 AS - 1.11e-01 N - 4.08e-01 HR - 1.01e-01 DJ	0.47
	sc	-1.66e-16 + 4.85e-01 AS -2.17e-01 TC -2.83e-01 N – 1.22e-01 DJ	0.57
	СВ	2.92e-16 + 5.39e-01 AS + 5.15e-02 DS + 3.04e-01 TC - 1.85e-01 N 1.37e-02 DJ	0.63
FNo	CN	1.34e-16 + 2.96e-01 AS +3.44e-01 TC -2.29e-01 N - 1.52e-01 DJ	0.47
	sc	-2.33e-07 + 3.51e-01 AS -2.47e-01 N -1.37e-01 HR - 1.1e-01 DJ	0.30
	СВ	5.99e-17 + 4.78e-01 AS + 2.78e-01 TC – 1.72e-01 N + 2.07e-02 DJ	0.51
FRo	CN	-1.94e-17 + 3.5e-01 AS – 1.08e-01 N -4.0e-01 HR – 7.63e-02 DJ	0.43
	sc	-2.67e-16 + 4.77e-01 AS + 2.17e-01 TC – 2.9e-01 N – 1.21e-01 DJ	0.56

FVi: Filtro Violeta; FAz: Filtro Azul; FVe: Filtro Verde; FAm: Filtro Amarillo; FNa: Filtro Naranja; FRo: Filtro Rojo, CB: Cobertura Blanca; CN: Cobertura Negra; SC: Suelo sin cobertura; AS: Altura Solar, DS: Distancia del Sol; TC: Temperatura; N: Nubosidad; HR: Humedad Relativa; DJ: Día Juliano.

Los modelos de regresión múltiple son considerados puntuales, es decir, no requieren de un orden en el tiempo, siendo una herramienta adecuada para la estimación de radiación solar, sin embargo, su eficiencia depende en gran medida de las variables independientes seleccionadas y la precisión de los valores observados para obtener un desempeño óptimo del modelo.

4.2.3 Series de tiempo

La series de tiempo de los valores de RG, UV A+B, RFA y filtros selectivos, tanto incidente como reflejada obtuvieron un valor de p < 0.05 con la función Sctest, indicando que existen cambios en la media de la radiación en el transcurso del año, asimismo, mediante el criterio de información bayesiano (BIC) se observan que en las diferentes longitudes de onda se presentan entre dos a cuatro puntos de cambios estructurales señalado en las gráficas de BIC y SSR, observados en la Figura 23 y los Anexos 5 al 12.

Los valores máximos de la media en RG, UV A+B y RFA (Figura 23) incidente y la reflectancia de RG en las tres superficies (Anexo 5) se presentaron generalmente entre los días julianos (DJ) 115 y 273 observados en el segmento 2, seguido del segmento 1 de 1 al 115 DJ y los valores más bajos en el segmento 3 al finalizar el año (274 al 365 DJ) permitiendo un análisis más claro de los cambios de tendencia de la radiación en el transcurso del año. Por otra parte, radiación UV A+B reflejada no presentó un cambio de tendencia en la superficie CN (Anexo 6), es decir, no se presentaron cambios en la media en el transcurso del año debido a la gran capacidad de absorción de la malla observada en la Figura 23, limitando los valores capturados por el sensor.

La RFA, así como en los filtros selectivos, presentaron un marcado cambio de la media similar en todas las series de tiempo, tanto incidente como reflejante entre los días juliano 220 y 236 (Anexos 7 al 13). Las series de tiempo son un método de

análisis visual del comportamiento de la variable de interés para identificar puntos de cambios en la media (Mejía y González, 2019) y fluctuaciones aleatorias debido al movimiento de la tierra en relación al sol, lo cual ha sido comprobado y descrito con anterioridad. Así mismo, Arunkumar *et al.*, (2021) menciona que ésta variación está de igual forma, en función de la duración del día, altura del sol y las condiciones ambientales según el mes y el día del año, de tal manera que, la gran variabilidad de energía capturada por los sensores tanto incidente como reflejada en las superficies evaluadas (CB, CN y SC) puede ser explicada por estos factores. Con base a lo anterior, es posible predecir a corto, mediano y largo plazo por diversos modelos predictivos (Mazen *et al.*, 2023), como el modelo de Holt-Winters.

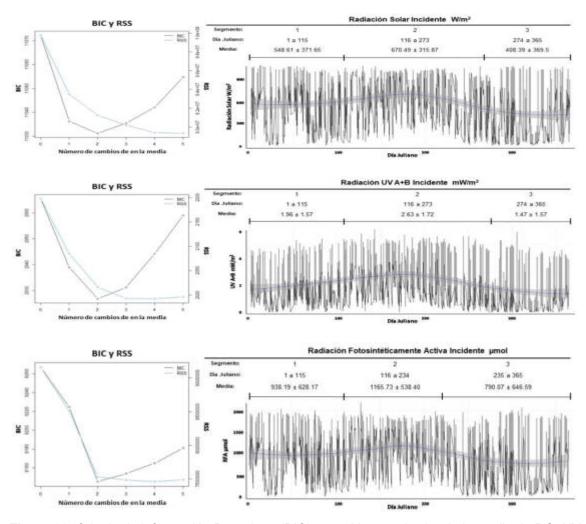


Figura 23. Criterio de información Bayesiano (BIC) y cambios en el valor de la media de RG, UV A+B y RFA incidente en las series de tiempo

4.2.4 Modelos Holt-Winters

Las gráficas de descomposición de las series de tiempo de la radiación solar incidente y reflejada observados en la Figura 24 y los Anexos 14 al 22 no presentan una tendencia positiva o negativo definida en el comportamiento de las diferentes longitudes en el lapso del año, sin embargo, es posible presenciar una mayor intensidad de radiación a mediados del año, tal como lo observado en las series de tiempo. Por otra parte, la gráfica de errores muestra que cada 50 días se presentan entre 8 a 11 movimientos erráticos repetitivos aproximadamente, generados por factores que no pueden ser explicados por el modelo. Cabe señalar, que los valores capturados fueron monitoreados en días hábiles, lo cual explica los días sin datos entre las observaciones.

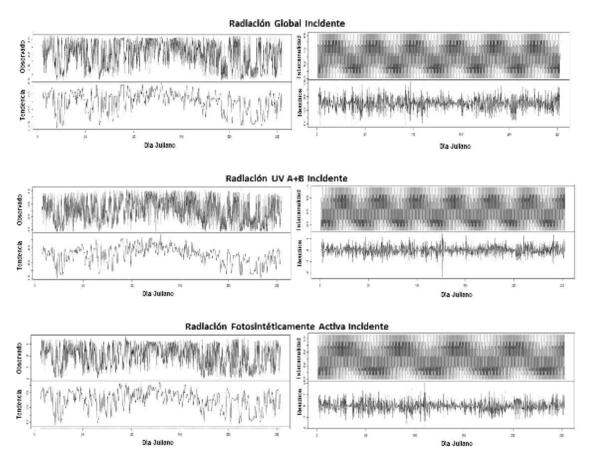


Figura 24. Descomposición de las series de tiempo de RG, UV A+B y RFA incidente

Las pruebas de cambios estructurales en las bandas de interés agrícola posterior al modelo presentaron un valor de p > 0.05, es decir, se establece que los valores predichos con el modelo Holt-Winters no presentan cambios estructurales significativos, de tal manera que el análisis de la radiación solar puede explicarse con un modelo general sin requerir de un ajuste por varios modelos.

Los modelos de Holt-Winters generados en las diferentes longitudes y movimiento de radiación incidente (Figura 25 y 26) y reflejante (Anexo 23 y 24) obtuvieron un ajuste inferior a los modelos de regresión múltiples con valores de R² entre 0.30 a 0.60, en otras palabras, el orden temporal puede explicar entre el 30 al 60% del comportamiento de la radiación en el transcurso del año. Es pertinente mencionar que los modelos Holt-Winters son generados únicamente con la variable de interés, es decir, son univariables, de tal manera que se excluyen el efecto de las variables ambientales.

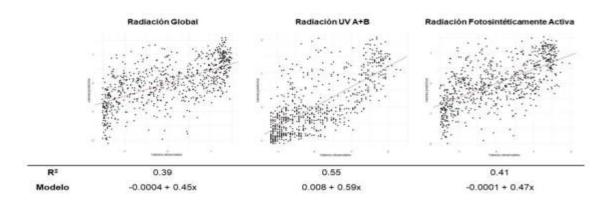


Figura 25. Valores observados vs valores predichos de RG, UV A+B y RFA incidente de los modelos de Holt-Winters

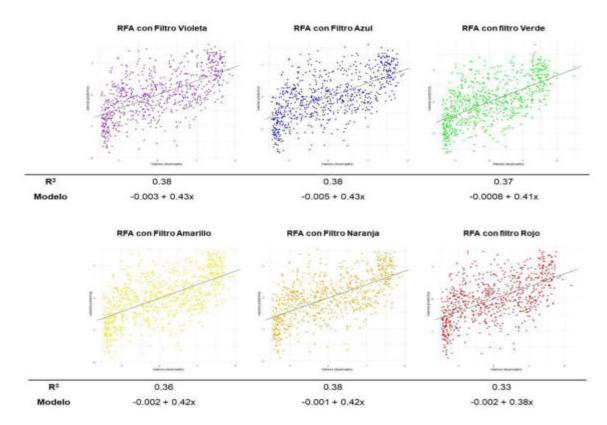


Figura 26. Valores observados vs valores predichos de RFA incidente de los modelos Holt-Winters con filtros selectivos

Cuadro 10. Valores de L, T y S en los modelos de Holt-Winters de radiación incidente

	Valores iniciales del modelo					
Radiación				St		-
	L_0	T ₀	S ₁	S ₂	S ₃	R ²
RG	0.27	-3e-04	-0.20	0.51	-0.30	0.39
UV A+B	-0.33	3e-04	-0.41	0.94	-0.52	0.55
RFA	0.15	-1e-04	-0.39	0.71	-0.32	0.41

RG: Radiación Global, UV: Ultravioleta, RFA: Radiación Fotosintéticamente Activa, L: Componente de nivel; T: Componente de tendencia; S: Componente de estacionalidad.

Cuadro 11. Valores de L, T y S en los modelos de Holt-Winters de radiación incidente de RFA con filtros selectivos

		Valores iniciales del modelo							
Filtro				St					
	L_0	T ₀	S ₁	S ₂	S ₃	R^2			
Violeta	0.07	-7e-04	-0.24	0.55	-0.31	0.38			
Azul	0.15	-9e-04	-0.19	0.67	-0.47	0.38			
Verde	0.47	-4e-04	-0.32	0.67	-0.35	0.37			
Amarillo	0.21	-5e-04	-0.13	0.61	-0.48	0.36			
Naranja	0.38	-5e-04	-0.35	0.61	-0.25	0.38			
Rojo	0.38	-4e-04	-0.34	-0.59	-0.24	0.33			

L: Componente de nivel; T: Componente de tendencia; S: Componente de estacionalidad.

Los factores de suavizamiento exponencial alfa, beta y gamma controlan los componentes del nivel (L), tendencia (T) y estacionalidad (S), respectivamente, del modelo Holt Winters. En los cuadros 12 y 13 los tres factores presentan índices cercanos a 0, es decir, los cambios en nivel, tendencia y estacionalidad de la radiación solar, UV A+B y RFA estarán en función de los valores registrados históricamente o con mayor antigüedad (Hyndman y Athanaspopoulos, 2018), semejante a los valores reflejados (Anexo 27 y 28).

Cuadro 12. Factores de suavizamiento del modelo Holt-winters para serie de tiempo para los valores de radiación solar incidente

Radiación -	Factores de suavizamiento					
Radiación -	α	β	У			
RG	0.18	1e-04	0.05			
UV A+B	0.02	1e-04	0.09			
RFA	0.16	1e-04	0.06			

RG: Radiación Global, UV: Ultravioleta, RFA: Radiación Fotosintéticamente Activa; α: alfa; β: beta; y: gamma

Cuadro 13. Factores de suavizamiento del modelo Holt-winters para serie de tiempo para los valores de radiación solar incidente con filtros selectivos

Filtro -	Factores de suavizamiento						
riu o -	α	β	У				
Violeta	0.13	1e-04	0.06				
Azul	0.12	1e-04	0.05				
Verde	0.10	1e-04	0.05				
Amarillo	0.13	1e-04	0.06				
Naranja	0.15	1-e04	0.06				
Rojo	0.13	1e-04	0.05				

α: alfa; β: beta; y: gamma

Los modelos Holt-Winters son ampliamente utilizados debido a su capacidad de manejar diversos conjuntos de datos, proporcionando un buen ajuste y bajos niveles de error estándar, sin embargo, su efectividad varía dependiendo de la precisión y el manejo de los datos, como los presentados por Vesga *et al.*, (2022) al poner en

práctica el modelo para el pronóstico de variables meteorológicas mediante datos promedios mensuales durante 2 años de datos observados. Mientras que Valderrama et al., (2021) realiza un monitoreo diario durante 30 años para la predicción de la precipitación, señalando que la estimación de los nuevos valores tiene mayor importancia con los datos más recientes observados, además se observa que la alta frecuencia de los datos es posible hacer modificaciones al modelo, al identificar los puntos de cambio, aumentando su eficiencia. En contraparte con los datos de radiación obtenidos en la presente investigación, donde los valores estimados están en función de los datos observados con mayor antigüedad,

4.2.5 Métricas de evaluación de los modelos

El rendimiento de los modelos se adicionó con las métricas RMSE, MAE y MAPE para estimar la energía incidente (Cuadros 14 y 15) y su reflectancia (Anexos 29 y 30), de tal manera que el modelo de regresión múltiple tiene menor cantidad de errores grandes al obtener un RMSE más bajo que el modelo de Holt-Winters, además de obtener errores más pequeños según lo indicado por MAE. No obstante, el MAPE presento valores muy altos en ambos modelos a causa de la transformación de los datos.

Cuadro 14. Métricas de evaluación de los modelos predictivos de radiación solar incidente

Radiación _	Regresión múltiple			Holt-Winters		
	RMSE	MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE
RG	0.69	0.57	226	0.78	0.63	223
UV A+B	0.61	0.48	128	0.64	0.45	238
RFA	0.70	0.58	179	0.77	0.62	198

RG: Radiación Global; UV: Ultravioleta; RFA: Radiación Fotosintéticamente Activa; RMSE: Error cuadrático medio; MAE: Error absoluto medio; MAPE: Error porcentual absoluto medio.

Cuadro 15. Métricas de evaluación de los modelos predictivos de radiación solar incidente

Filtro -	Regresión múltiple			Holt-Winters		
	RMSE	MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE
Violeta	0.71	0.57	324	0.78	0.64	269
Azul	0.72	0.57	192	0.78	0.63	95.2
Verde	0.73	0.57	193	0.79	0.62	161
Amarillo	0.73	0.59	136	0.79	0.65	135
Naranja	0.73	0.58	201	0.81	0.66	299
Rojo	0.75	0.61	191	0.81	0.67	190

RMSE: Error cuadrático medio; MAE: Error absoluto medio; MAPE: Error porcentual absoluto medio.

La frecuencia de los datos es un factor importante para la precisión de los modelos predictivos según por Suradhaniwar et al., (2021) al señalar la esencialidad del monitoreo ininterrumpido a fin de que se pueda anticipar con mayor precision los parámetros agrometeorológicos mediante algoritmos en las series de tiempo, comparado con los datos de la presente investigación con una frecuencia de cada cuatro horas al día durante un año, lo cual explicaría el bajo ajuste y el alto error estándar en comparación del modelo de regresión multiple. Aun así, los dos modelos cuentan con distintas perspectivas para el análisis de la radiación solar, destacando su importancia al momento de comprender y predecir los nuevos valores.

CONCLUSIONES

- Los valores de radiación solar global, radiación fotosintéticamente activa y ultravioleta A+B reflejada fueron mayores en la superficie con cobertura blanca.
- El modelo de regresión múltiple establece un análisis puntual de la radiación solar contemplando los efectos de los datos climáticos y los parámetros de geometría solar, mientras que el modelo de Holt-Winters analiza la tendencia y patrones de la radiación solar en función de la serie de tiempo.
- El modelo de regresión múltiple obtuvo una mejor precisión para la predicción de la radiación solar en comparación al modelo Holt-Winters.

RECOMENDACIONES

Las frecuencias de los datos observados deben considerarse en lapsos de tiempo más cortos, tal como cada dos horas, cuando se opte por generar un modelo con datos de un año de antigüedad a fin de mejorar el ajuste en los métodos predictivos puntales como la regresión múltiple. Por otra parte, para el análisis con series de tiempo se recomienda el uso de datos históricos mayores a tres años para identificar tendencias y patrones en una localidad en el transcurso del tiempo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Almorox, J., Hontoria, C., Benito, M. (2005). Statistical validation of daylength definitions for estimation of global solar radiation in Toledo, Spain. *Energy Conversion and Management*. Vol. 46. No. 9-10. Pp. 1465-1471. DOI: doi.org/10.1016/j.enconman.2004.07.007.
- Angström, A. (1924). Solar and Terrestrial Radiation. Report to the internationall commission for solar research on actinometric investigations of solar research on actinometric investigations of solar and atmospheric radiation. *Quarterly J Journal of the Royal Meteorological Society*. Vol. 50. No. 210. Pp. 121-126. DOI: doi.org/10.1002/qj.49705021008
- Arunkumar, T., Raj, K., Kabeel, A.E., Lee, S.J. (2021). Effects of solar geometry and operation period on stability of solar desalination systems: a review. *Environmental Science and Pollution Research*. Vol. 28. Pp. 6501-6503. DOI: doi.org/10.1007/s11356-021-16566-8
- Babar, B., Graverse, R., Bostrom, T. (2019). Solar radiation estimation at high latitudes: Assessment of the CMSAF databases, ASR and ERA%. *Solar Energy*. Vol. 182. Pp. 397-411. DOI: doi.org/10.1016/j.plaphy.2022.05.001
- Bames, P.W., Williamson, C.E., Lucas, R.M., Robinson, S.A., Madronich, S. *et al.*, (2019). Ozone depletion ultraviolet radiation climate change and propsects for a sustainable future. *Nature sustainability*. Vol. 2. Pp. 259-579. DOI: doi.org/10.1038/s41893-019-0314-2
- Ben Othman, A., Belkilani, K., Besbes, M. (2018). Global solar radiation on tilted surfaces in Tunisia: measurement, estimation and gained energy assessments. *Energy Reports*. Vol. 4. Pp. 101-109. DOI: doi.org/10.1016/j.egyr.2017.10.003.
- Bowerman, B.L., O'Connel, R.T., Koehler, A.B. (2007). Pronósticos, series de tiempo y regresión: Un enfoque aplicado. Capítulo 8: Suavización exponencial. 4ª Edición. Editorial CENGAGE Learning Brooks Cole. Pp. 345-400. ISBN: 0-534-40977-6
- Box, G.E., Jenkins, G.M., Reinsel, G.C., Ljung, G.M. (2015). Time series analysis:

- forecasting and control. 5^a Edition. Editorial Wiley. Pp. 712. ISBN: 978-1-11-67502-1
- Camayo Lapa, B.F., Condezo Hurtado, D.E., Ramos Cadillo, A.Y., Massipe Hernández, J.R., Camayo Vivas, A.B. (2019). Estimación de la radiación solar global mediante temperaturas extremas, aplicando el modelo Bristow-Campbell en la región Junín, Perú. *Ingeniare. Revista Chilena de ingeniería*. Vol. 27. No. 4. Pp. 643-651. DOI: doi.org/10.4067/S0718-33052019000400643
- Casierra Posada, F., Peña Olmos J.E. (2015). Modificaciones fotomorfogéicas inducidas por la calidad de la luz en plantas cultivadas. *Revista de la Academia Colombiana de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales*. Vol. 39. Pp. 84-92. DOI: dx.doi.org/10.18257/raccefyn276
- Cheela, V.R.S., Johan, M., Biswas, E., Sarker, P. (2021). Combating an heat island effect: A review of reflective pavements and tree hading strategies. *Buildings*. Vol. 11. No. 3. Pp. 93-117. DOI: doi.org/10.3390/buildings11030093
- Chuevico, E. (1996). Fundamentos de Teledetección Espacial. 3ª edición. Ediciones RIALP, S.A. Pp. 82. ISBN: 9788432131271.
- Contreras Avilés, C.W. (2020). Fábrica de plantas con iluminación artificial para el cultivo y preservación sostenible de hierbas medicinales. *Prisma Tecnológico*. Vol. 11. No. 1. Pp. 3-10. DOI: doi.org/10.33412/pri.v11.1.2522
- Duffie, J., Beckman, W. (1991). Solar engineering of termal process, photovoltaics and wind. 5ta Edition. Editorial Wiley. Pp. 11. ISBN: 9781119540281
- Duo, H., Niu, G., Gu, M. (2019). Pre-Harvest UV radiation and photosynthetic photon fluz density interactively affect plant photosynthesis, growth, and secondary metabolites accumulation in Brasil (*Ocimum basilicum*) plants. *Agronomy*. Vol. 9. No. 8. Pp. 434. DOI: doi.org/10.3390/agronomy9080434
- Estela Urbina, R.O., Rios Campos, C.A., Sanramaria Baldera, N., Gutiérrez Valverde, K.S., Aguirre Zaquinaula, I.R. (2019). Relación entre el comportamiento del viento y la radiación solar en la ciudad de Bagua, Perú. *Revista Latinoamericada de Difusión Científica*. Vol. 2. No. 2. Pp. 22-31. DOI: doi.org/10.38186/difcie.22.04

- Foroughbakhch Pourmavab, R., Cocopulos Mejía, E., Ngangyo Heya, M. (2019). Effect on seed germination and seedling growth of common species from northeastern México. *Agronomy*. Vol. 9. No. 6. Pp. 269. DOI: doi.org/10.3390/agronomy9060269
- Hernández, J., Montaner, F. (2009). Patrones de respuesta espectral. Laboratorio de Geomática y Ecología de Paisaje (GEP). Facultad de Ciencias Forestales y de la Conservación de la Naturaleza, Universidad de Chile. pp. 1-14. Recuperado el: 17 de noviembre de 2022 de https://www.gep.uchile.cl/Publicaciones/Hern%C3%A1ndez%20&%20Monta ner%202009%20SAF.pdf
- Herrera, M.D., Reveles Saldivar, L.E., Salas Muñoz, S., Mena Covarrubias, J., Cid Río, J.A., Reveles Torres, L.R. (2022). Cambios en la concentración de metabolitos en plantas de chile por efecto de la luz ultravioleta. Centro de Investigación Regional del Norte Centro, Campo Experimental Zacatecas. INIFAP. No. 114. ISBN: 978-607-37-1513-3.
- Hydman, R.J., Athanasopoulis, G. (2018). Forecasting: principles and practice, 2^a Edition. Editorial OTexts, Melbourne, Australia. ISBN: 978987507136.
- Iturbide, P. Stem, V., Righini, R., Aristegui, R. (2020). Evaluación del albedo en la estación solarimétria de luján, suelo característico de la pampa Húmeda. *Avances en Energías Renovables y Medio Ambiente*. Vol. 34. Pp. 222-231. ISSN: 2314-1433.
- Jacobson, M. (1999). Fundamentals of atmospheric modeling. 2a edition Editorial: Cambridge. ISBN: 9781139165389.
- Leal Iga, J., Leal Iga, C. (2015). Solar radiation in urban projects: financial analysis of photovoltaic system for a habitation house in the metropolitan area of Monterrey, Nuevo León, México. *Revista de la Construcción*. Vol. 14. No. 3. Pp. 30-40. DOI: doi.org/10.4067/S0718-915X2015000300004
- Lycoskoufis, I., Kavga, A., Koubouris, G., Karamousantas, D. (2022). Ultraviolet radiation, management in greenhouse to improve red lettuce quality and yield. *Agriculture*. Vol. 12. No. 10. Pp. 1620. DOI: doi.org/10.3390/agricultura12106120

- Luque Ordoñez, A. (2017). Espectro electromagnético y espectro radioeléctrico.

 ACTA. Autores Científico-Técnicos y Académicos. Recuperado el 10 de

 Octubre de 2022 de:

 acta.es/medios/artículos/ciencias_y_tecnología/062017.pdf
- Marín, M.J., Estellés, V., Gómez Amo, J.L., Utrillas, M.P. (2022). Radiación solar ultravioleta: riesgos y beneficios. *Ambienta*. No. 133. Pp. 60-67. ISSN: 2605-4787.
- Martínez J., Fernandez Bemauntz, A. (2002). Cambio climático: una visión desde México. Secretaria de medio ambiente y recursos naturales. Instituto nacional de ecología. 1ª Edición. Pp. 17 28. ISBN 968-817-704-0
- Mazen, F., Yomma, C., Abul Seoud, R.A. (2023). Forecasting of Solar Power Using GRU-Temporal Fusion Transformer Model and DILATE Loss Function. *Energies.* Vol. 16. No. 24. Pp. 8105. DOI: doi.org/10.3390/en16248105
- Medina García, G., Echavarria Chairez, F.G., Ruiz Corral, J.A., Rodríguez Moreno, V., M., Soria Ruiz, J., A., Rodríguez Moreno, V.M., Soruia Ruiz, J., De la Mora Orozco, C. (2020). Efecto del calentamiento global sobre la producción en México. *Revista Mexicana de ciencias pecuarias*. Vol. 11. No. 2. Pp. 34-48. DOI: doi.org/10.22319/rmcp.v11s2.4686
- Meisel, L.A., Urbina, D.C., Pinto, M.E. (2011). Fisiología Vegetal. 1ª edición. Ediciones: Universidad de la Serena, La Serena. Capítulo XVIII; Fotorreceptores y Respuestas de plantas a señales lumínicas. ISBN: 956-793-xx-x. Recuperado el 27 de Septiembre de 2022 de http://www.biouls.cl/librofv/web/pdf_word/Capitulo%2018.pdf
- Mejía Vázquez, E.J., González Chávez, S. (2019). Predicción del consumo de energía eléctrica residencial de la región Cajamarca mediante modelos Holt-Winters. *Ingeniería Energética*. Vol. 40. No. 3. Pp. 181-191. ISSN: 1815-5901
- Mena Lorenzo, K.L., Dpias pita, A.L., Aguilar Díaz, R. (2018). Efecto de la densidad de población en el desarrollo y distribución de la biomasa del girasol, variedad Caburé-15. *Revista de Ciencias agrarias*.Vol. 41. No. 1. Pp. 23-35. DOI: doi.org/10.19084/RCAI17248

- Melia Miralles, J. (1991). La teledetección en el seguimiento de los fenómenos naturales. Recursos renovables: Agricultura. Universidad de Valencia. Unidad de teledetección. Departamento de termodinámica. Pp. 62. ISBN: 84-370-0835-2
- Mendoza Paredes, J.E., Castillo González, A.M., Avitia Garcpia, E., Valdez Aguilar, L.A., García Mateos, M.R. (2021). Efecto de diferentes proporciones de luz LED azul:roja en plantas de chile habanero (*Capsicum chinense Jacq.*) *Biotecnia.* Vol. 23. No. 1. Pp. 110-119. DOI: doi.org/10.18633/biotecnia0v12i1.1288.
- Mendoza Paredes, J.E., Castillo González, A.M., Valdéz Aguilar, L.A., Avitia García,
 E., García Mateos, M.R. (2022). Respuesta de cilantro (*Coriandrum sativum L.*) a la luz LED azul y roja. *Biotecnia*. Vol. 23. No. 2. Pp. 149-160. DOI: doi.org/10.18633/biotecnia.v23i2.1340
- Minetti, L-. Rivas, D.M. (2020). Efecto de la captación de la radiación durante el periodo crítico sobre el rendimiento de grano de trigo y triticale en la refión semiárida pampeana. *Semiárida*. Vol. 30. No. 1. ISSN: 3408-4077
- Montemayor Trejo, J.A., Suárez González, E., Munguía López, J.P., Segura Castruita, M.A., Mendoza Villarreal, R., Woo Reza, J.L. (2018). Acolchados plásticos para la producción de maíz (*Zea mays L.*) forrajero en la Comarca Lagunera. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*. Vol. 9. No. 20. Pp: 4107-4115. DOI: doi.org/10.29312/remexca.v0i20.982
- Moreno Arteaga, A.J., Neto da Silva, M.M., Vidal Mota, G., Tapia Aguirre, S.L., Barbosa da Silva, B. (2021). Análisis de componentes biofísicos del balance de radiación neta, usando teledetección, en la cuenca hidrográfica de Sorocaba con bosque Atlántico intervenido, Brasil. Investigaciones geográficas. No. 104. DOI: doi.org/10.14350/rig.30235
- Nina R., Maldonado C., Valenzuela, E., Tarqui, S., Ticona Bustillos, A., Hgezzi, F., Almanza, G.R. (2020). Medición de los cambios morfológicos y de biomasa, y del contenido de ácido oxálico, tras la radiación IR y UV en Oxalis triangularis. Revista Boliviana de Química. Vol. 57. No. 5. DOI: doi.org/10.34098/2078-3949.37.5.2

- Obando, E.D. Carvajal, S.X., Pineda Agudelo, J. (2019). Solar radiation prediction using machine learning techinques: A review. *IEEE Latin America Transactions*. Vol. 17. No. 4. Pp. 684-697. DOI: doi.org/10.1109/TLA.2019.8891934
- Ocampo, D. Rivas, R. (2013). Estimación de la radiación neta diaria a partir de modelos de regresión lineal multiple. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales y del Ambiente*. Vol. 19. No. 2. DOI: doi.org/TLA.2019.8891934
- Olalde Gutiérrez, V.M., Mastache Lagunas, A.A., Carreño Román, E., Martínez Sema, J., Ramírez López, M. (2014). El sistema de tutorado y poda sobre el rendimiento de pepino en ambiente protegido. *Iterciencia*. Vol. 39. No. 10. Pp. 712-717. ISSN 0378-1844
- Orozco Santos, M., Bermúdez Guzmán, M.J., García Mariscal, K.P. García Preciado, J.C. (2023). Uso de acolchados plásticos para reucir el impacto de huanglonbing y promover precocidad de la producción en limón mexicano. Agrarias: Pesquisa e Inovacao nas Ciencias que alimentam o mundo. Vol. 1. Pp. 142-161. DOI: doi.org/10.37572/EdArt_30112305512
- Ortiz Solorio, C.A. (2015). Elementos de agrometeorología cuantitativa con aplicaciones en la república mexicana. 7ª edición. Texcoco, Estado de México.
- Pérez Amnicho, T.L. (2023). Influencia del color de luz y del sustrato en la germinación y crecimiento inicial de *Cedrela odorata L.* "Cedro colorado" en condiciones de laboratorio. Tesis para obtener el grado de ingeniero agrónomo. Universidad Nacional Agraria de la Selva. Perú.
- Polo Bravo, C., Miranda Espinoza, G. (2020). Cuantificación y caracterización de la radiación ultravioleta-b en la ciudad de Tacna, periodo: 2012-2014. *Tecnia*. Vol. 30. No. 1. Pp. 43-52. DOI: doi.org/10.21754/tecnia.v30i1.854
- Prescott, J.S. (1940). Evaporation from a water Surface, in relation to solar radiation.

 Transactions of the Royal society of south Australia. Vol. 65. Pp. 114-125.
- Quevedo Amaya, Y., Barragan Quijano, E.D., Betran Medina, J. (2015). Efecto de altas densidades de siembra sobre el híbrido de maíz (*Zea mays L.*)impacto. *Scientia Agroalimentaria*. Vol. 2. Pp. 16-24. ISSN 2339-4684

- Quintero Arias, D.G., Acuña Caita, J.F., Asensio, C., Valenzuela, J.L. (2021).

 Ultraviolet transparecy of plastic films determines the quality of lettuce (*Lactucasativa L.*) grown in a greenhouse. *Agronomy*. Vol. 11. No. 2:358.

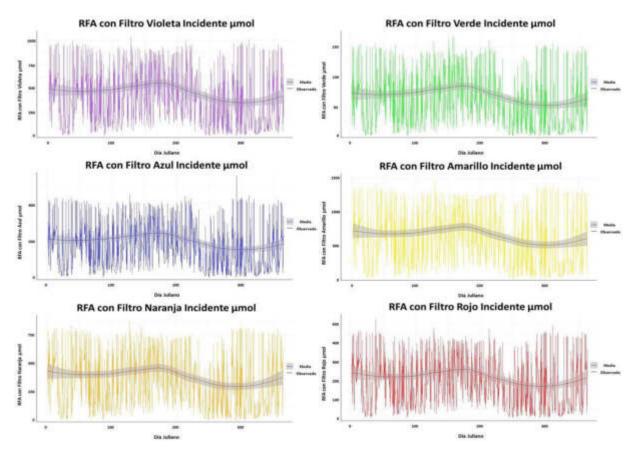
 DOI: doi.org/10.3390/agronomy11020358.
- Ramos Gonzalías, Y., Ramírez Lasso E. (2016). Desarrollo de un sistema de iluminación artificial LED pára cultivos en interiores-Vertical Farmin (VF). *Informador Técnico*. Vol. 80. No. 2 pp. 111-120. DOI: doi.org/10.23850/22565035.480
- Rehman, S. Halawani, T. (1997). Global solar radiation estimation. *Renewable Energy*. Vol. 12. Pp. 369-385.DOI: doi.org/10.1016/S0960-1481(97)0057-8
- Sánchez del Castillo, F., Moreno Pérez, E.C. (2017). Diseño agronómico y manejo de invernaderos. Capítulo IV. Factores climáticos y su efecto sobre los procesos fisiológicos. Universidad Autónoma de Chapingo. Chapingo, Texcoco, México. pp. 122-143.
- Sánchez Velázquez, E., Rodríguez Sahagún A., Acevedo Hernandez, G.J., Castellanos Hernández, O.A. (2021). Efecto de la fuente de luz sobre la micropropafación de plantas de orégano mexicano (*Lippia graveolens*). *E-CUCBA*. Vol. 15. No. 8. DOI: doi.org/10.32870/e-cucba.v0i15.179
- Sandoval Rangel A., Cardenas Atayde, P.A., Benavides Mendoza, A., Robledo Torres, V. (2022). Estudios de efectividad biológica de ocho plásticos para invernadero en el cultivo de lechuga. *Agraria.* Vol. 19. No. 2. Pp: 27-33. DOI:doi.org/10.59741/agrarian.v19i2.15
- Sanjuan Martínez, J., Ortiz Hernández, Y.D., Aquino Bolañoz, R., Cruz Izquierdo, S., Pérez Pacheco, R. (2022). Respuesta del chile huacle (*Capsucum anuum*) al estrés hídrico bajo invernadero. *Agricultura, Sociedad y Desarrollo*. Vol. 19. No. 4. Pp. 421-435. DOI: doi.org/10.22231/asyd.v19i4.1382
- Soria Ruiz, J., Ortíz Solorio, C.A., Islas Gutiérrez, F., Volke Haller, V. (1998). Sensores remotos. Principios y aplicaciones en la evaluación de los recursos naturales, experiencias en México. 1ª Edición. Sociedad Mexicana de la Ciencia del Suelo. Chapingo, Texcoco, México. pp. 53-60.
- Soto Bravo, F., Angulo Guillén, M.A. (2023). Concentración de nitrógeno y clorofila en

- hojas de chile dulce hidropónico en invernadero bajo diferentes estrategías de manejo del riego y la nutrición. *Agronomía Costarricense*. Vol. 48. No. 1. Pp. 39-56. ISSN: 0.377-9424.
- Suradhaniwar, S., Kar, S., Durbha, S.S., Japarlapudi, A. (2021). Time series forecasting of univariate agrometeorological data: a comparative performance evaluation via one-step and multi-setp a head forecasting strategies. *Sensors*. Vol. 21. No. 7. Pp. 2430. DOI: doi.irg/10.3390/s21072430
- Tejeda Martínez, A., Gómez Azpeitia, G. (2015). Prontuario Solar de México. Méndez Pérez, R., Gómez Azpeitia, G. Capitulo I. Conceptos Generales. Universidad de Colima. Universidad Veracruzana. Editorial Electrónico PRED. México. Pp. 11-27. ISBN: 978-607-8356-45-4.
- Unigarro, C.A., Trejos Pinzón, J.F., Acuña zomosa, J.R. (2021). Estructura y distribución lumínica en el dosel de dos progenies de café con ángulos foliares diferentes. *Revista Cenicafé*. Vol. 72. No. 1. Pp .61-75. DOI:doi.org/10.38141/10778/72104
- Valderrama Valaguera, J.C., Castro Silva, H.F., Dávila Carrillo, C.A. (2021).
 Pronósticos de variables climatológicas mediante los modelos de punto de cambio y Holt-Winters. *Mundo FESC*. Vol. 11. No. S2. Pp. 337-352. ISSN: 2216-0353, 2216-0388
- Vesga Ferreira, J., Contreras Hugiera, M.F., Vesga Barrera, J.A. (2022). Uso del modelo de Holt-Winters como estrategia para la predicción de condiciones ambientales durante el 'proceso de almacenamiento del Cacao. Revista eia. Vol. 19. No. 38. Pp. 1-17. DOI: doi.org/10.24050/reia.v19e38.1593
- Villegas Guerrero, A., Rios Lara, E. J., Vázquez López, J.A., Tapia Esquívias, M. (2024). Análisis estadístico comparativo de regresión lineal múltiple y análisis de componentes principales en una variable de respuesta en presencia de multicolinealdiad. *Pistas Educativas*. No. 147. Pp. 837-849. ISSN: 2448-847X.
- Wang, D., Ayars, J., Makus, D. (2021). White plastic and deficit irrigation improve pomegranate production. *International Journal of Fruit Sciencie*. Vol. 2. No.

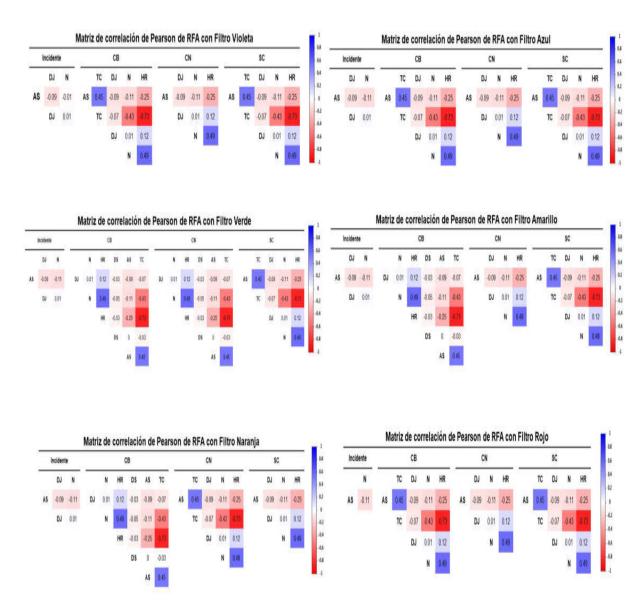
- 1. Pp. 868-882. DOI: doi.org/10.1080/15538362.2021.1939228
- Wickham J., Bames, C.A., Nash, M.S., Wade, T.G. (2015). Combining NLCD and MODIS to créate a land cover-alvedo database for the continental United States. *Remote Sensing of Environment*. Vol. 170. Pp. 143-152. DOI: doi.org/10.1016/j.rse.2015.09.012.
- Yajure Ramírez, C.A. (2023). Multi-criteria methodology base don data science for the selection of the optimal forecast model for residential electricity consumption. *Scientia e Technica*. Vol. 28. No. 3. Pp. 108-116. DOI: doi.org/10.22517/23447214.25335
- Yaulilahua Huacho, R., Palomino Pastrana, P.A., Huere Peña, J.L., Yaulilahua Huacho, M., Castañeda Campo, C., Gonzalez Huamán, T.J. (2022). Cuantificación del índice UV en la ciudad de Huancavelica, periodo: 2018-2019. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*. Vol. 6. No. 3. Pp.429-444. DOI: doi.org/10.37811/cl_rcm0v6i3.2237
- Yang, D., Chen, H., Song, Y., Gong, Z. (2017). Granger causality for multivariate Time Series Classification. *IEEE International Conference on Big Knowledge, Efei, China*. PP. 103-110. DOI: doi.org/10.1109/ICBK2019.36
- Xin, Z., Yangang, L., Yunpeng, S., Satoshi, E., Yu,X., Manajit, S. (2023).Influences of cloud micrphysics on the components of solar irradiance in the WRFA. *Solar Model Atmosphere*. Vol. 15. No. 1. DOI: doi.org/10.3390/atmos150100390
- Zarate Martínez, W., Arellano García, M.A., Ramírez Godina, F., Morelo Leon, L., González Sandoval, D.C. (2021). Evaluación de diferentes niveles de radiación sobre la densidad estomática de tomate (Solanum lycopersocum L.). Ecosistemas y recursos agropecuarios. Vol. 8. No. 3: e9009. DOI: doi.org/10.19136/era.a8n3.3009
- Zhang, X.N., Jiao, Z., Zhao, C., Qu, Y., Liu, Q., Zhang, H., Tong, Y.D., Wang, C., Li, S., Guo, J., Zhu, Z., Yin, S., Cui, L. (2022). Review of land Surface albedo: variance characteristics, climate effect and management strategy. *Remote Sensing*. Vol. 14. No. 6. Pp. 1382. DOI: doi.org/10.3390/rs14061382
- Zhang, J., Hao, Y., Fan, R., Wang, Z. (2023). An ultra-short-term PV power forecasting method for changeable weather based on clustering and signal

- decomposition. *Energies*. Vol. 16. No. 7. Pp. 3092. DOI: doi.org/10.3390/en16073092
- Zeileis, A. Leisch, F., Homik, K., Kleiber, C. (2002). Strucchange: An R package for Testing for structural change in linear regression models. *Journal of Statistical Software*. Vol. 7. Vol. 8. Pp: 1-38. DOI: doi.org/10.18637/jss.v007.i02
- Zribi, W., Faci, J.M., Arague, R. (2011). Efectos del acolchado sobre la humedad, temperatura, estructura y salinidad de suelos agrícolas. *Información técnica económica agraria*. Vol. 107. No. 2. Pp. 148-162. ISSN: 1699-6887.
- Zuluaga Gómez, O.A., Patiño Quinchía, J.E., Valencia Hernández, G.M. (2021).
 Modelos implementados en el análisis de series de tiempo de temperatura superficial e índices de vegetación: Una propuesta taxonómica en el contexto de cambio climático global. *Revista de geografía Borte Grande*. Vol. 78. Pp. 323-344. DOI: doi.org/10.4067/S0718-34022021000100323

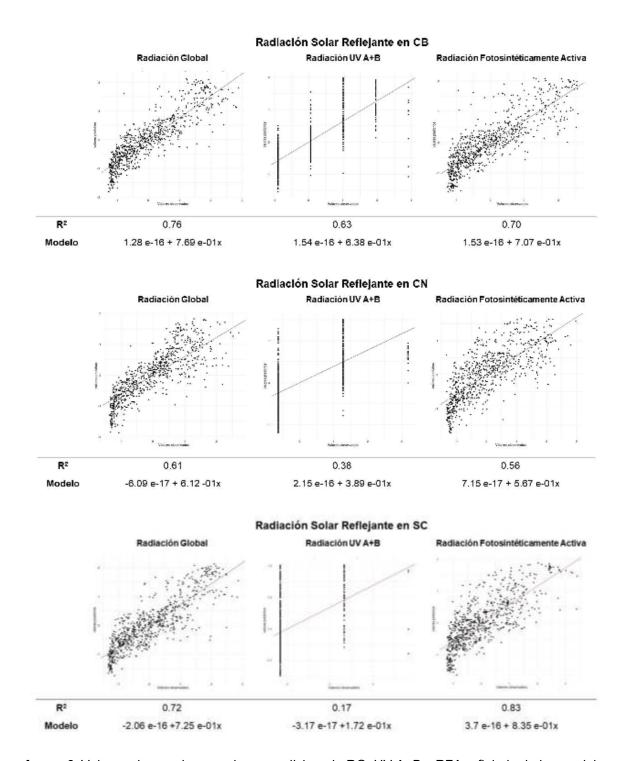
ANEXOS



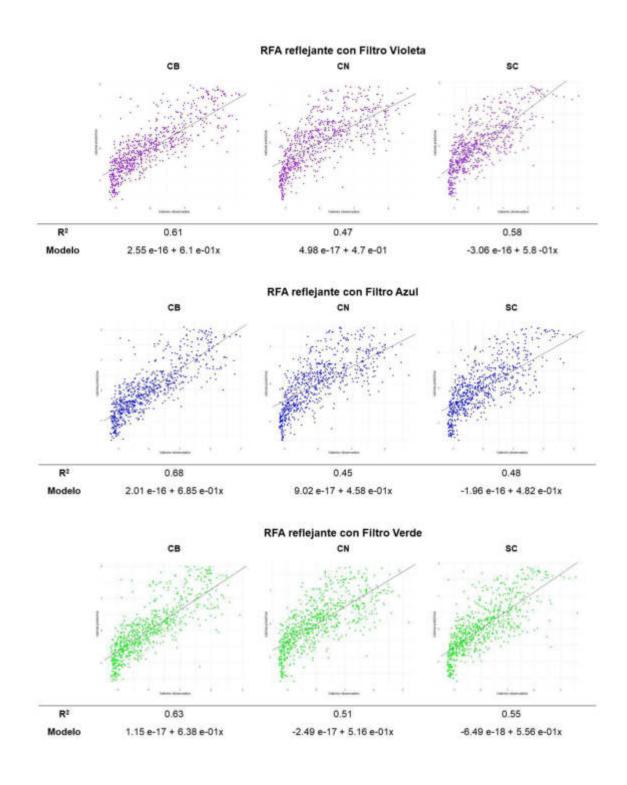
Anexo 1. Valores observados diarios de RFA con filtro selectivos incidente



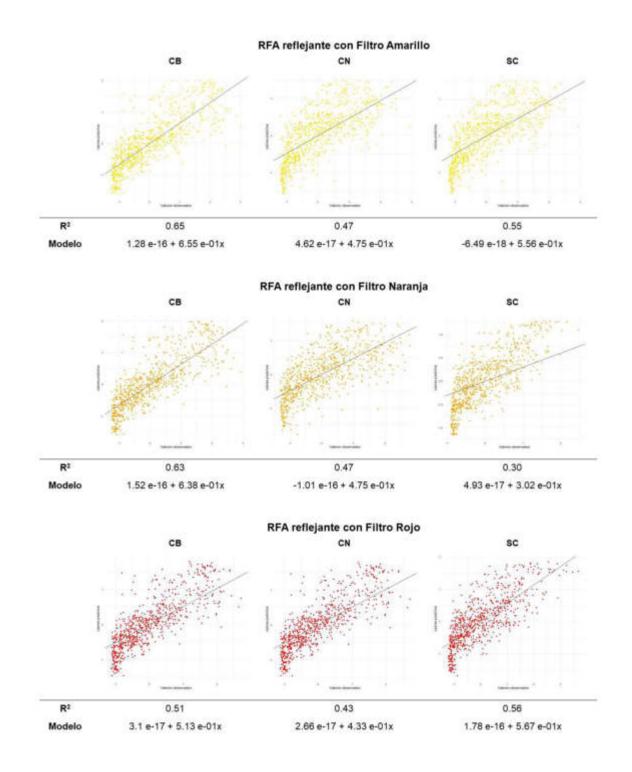
Anexo 2. Matriz de correlación de Pearson de los componentes principales para la predicción de RFA incidente y su reflectancia en CB, CN y SC con filtros selectivos



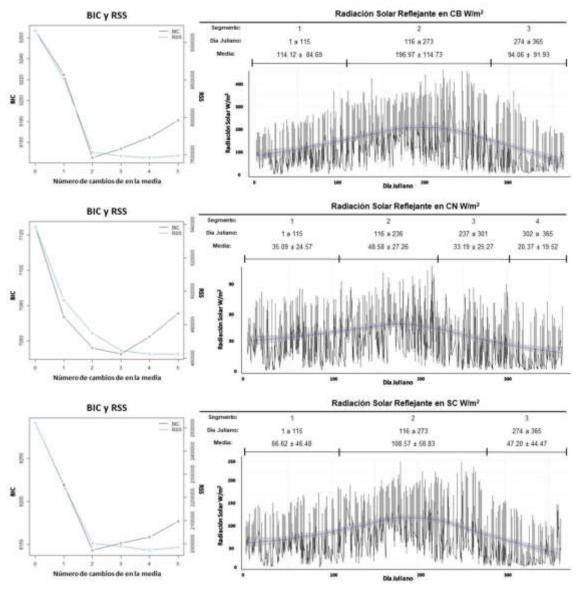
Anexo 3. Valores observados vs valores predichos de RG, UV A+B y RFA reflejada de los modelos de regresión múltiple



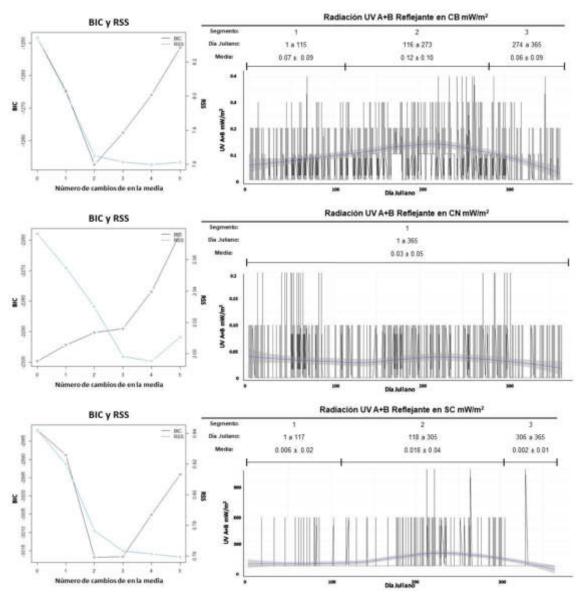
Anexo 4a. Valores observados vs valores predichos de RFA reflejante de los modelos de regresión múltiple con filtros selectivos



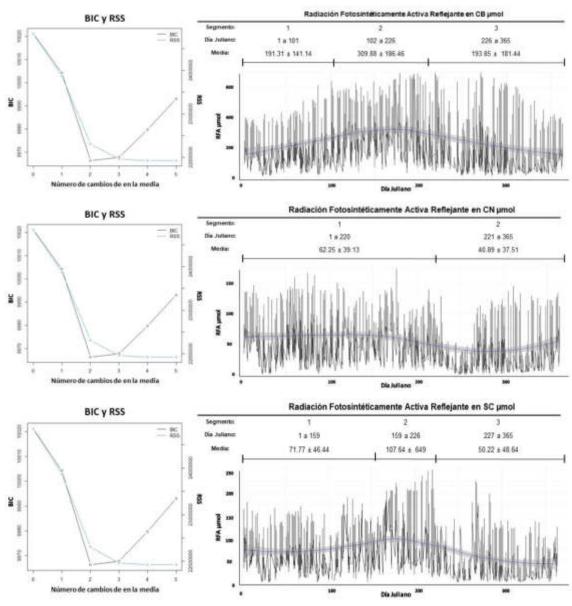
Anexo 4b Valores observados vs valores predichos de RFA reflejante de los modelos de regresión múltiple con filtros selectivos



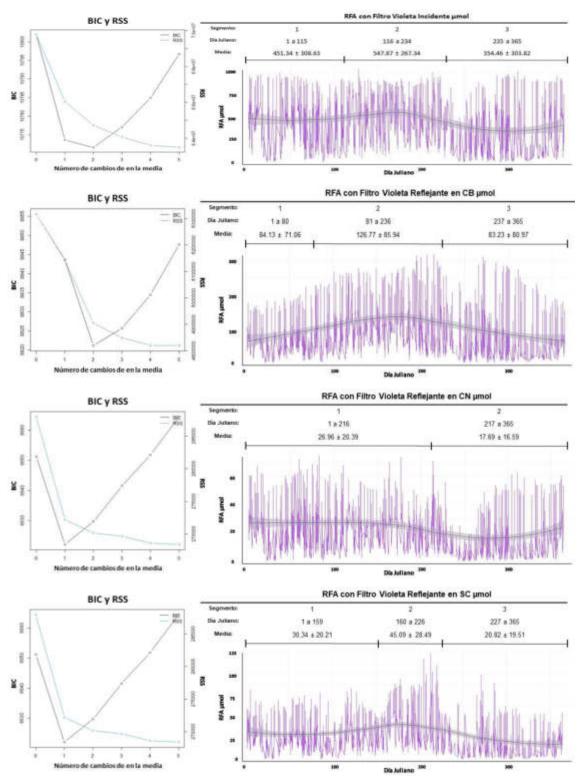
Anexo 5. Criterio de información Bayesiano (BIC) y cambios en el valor de la media de RG reflejante en las series de tiempo



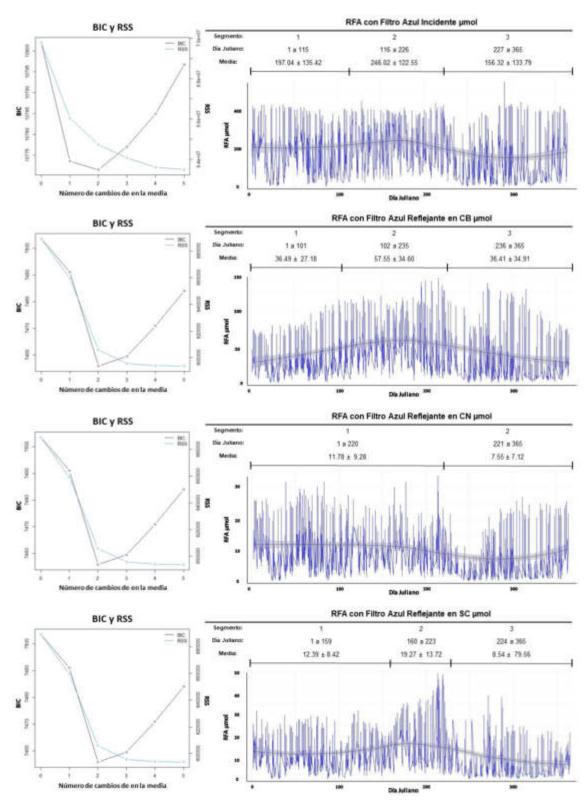
Anexo 6 . Criterio de información Bayesiano (BIC) y cambios en el valor de la media de UV A+B reflejante en las series de tiempo



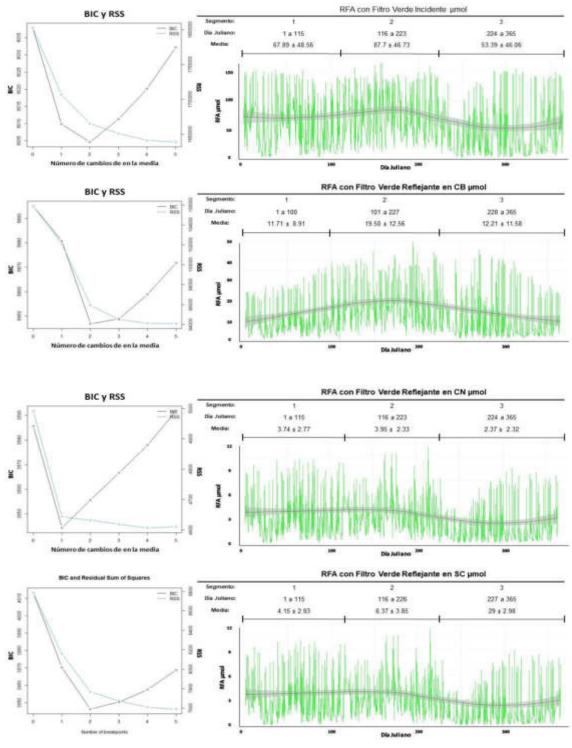
Anexo 7. Criterio de información Bayesiano (BIC) y cambios en el valor de la media de RFA reflejante en las series de tiempo



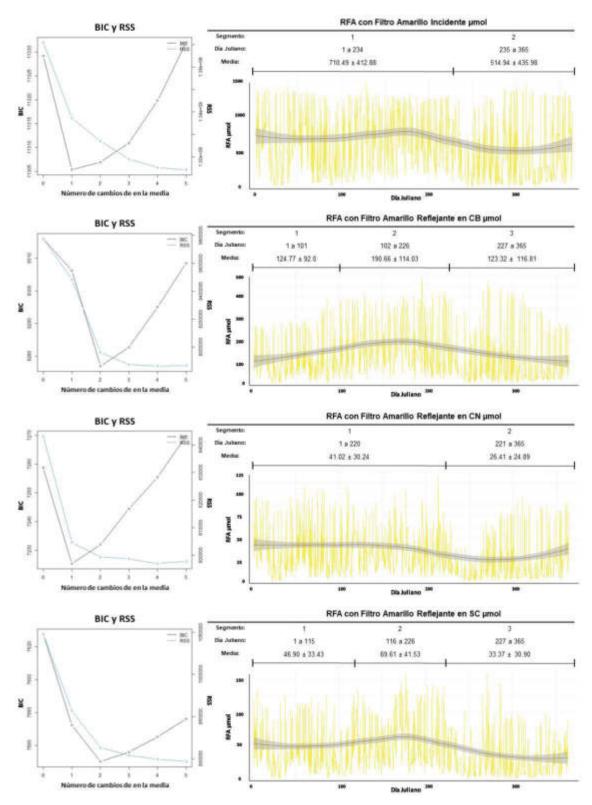
Anexo 8. Criterio de información Bayesiano (BIC) y cambios en el valor de la media de RFA con filtro violeta incidente y reflejante en las series de tiempo



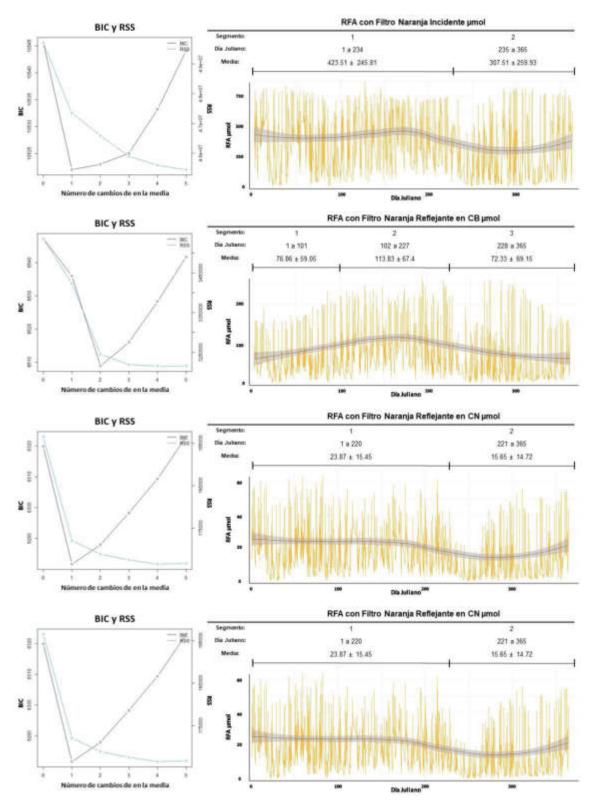
Anexo 9. Criterio de información Bayesiano (BIC) y cambios en el valor de la media de RFA con filtro azul incidente y reflejante en las series de tiempo



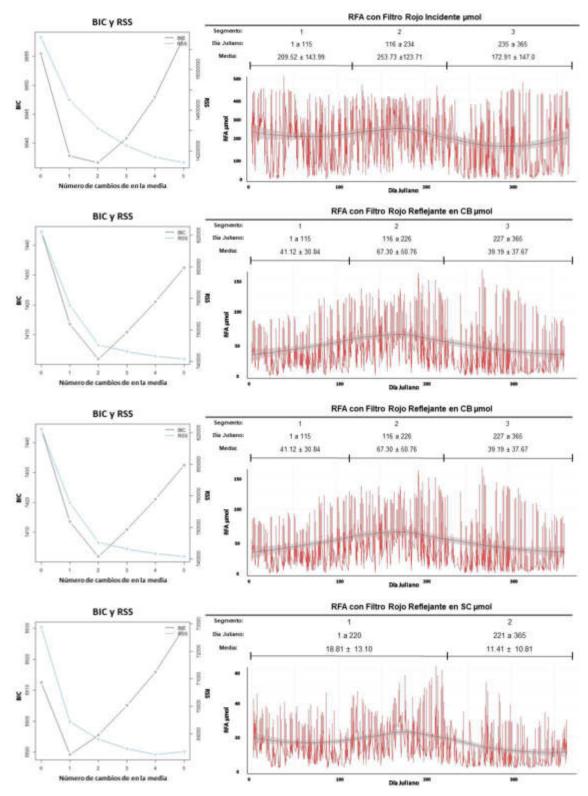
Anexo 10 . Criterio de información Bayesiano (BIC) y cambios en el valor de la media de RFA con filtro verde incidente y reflejante en las series de tiempo



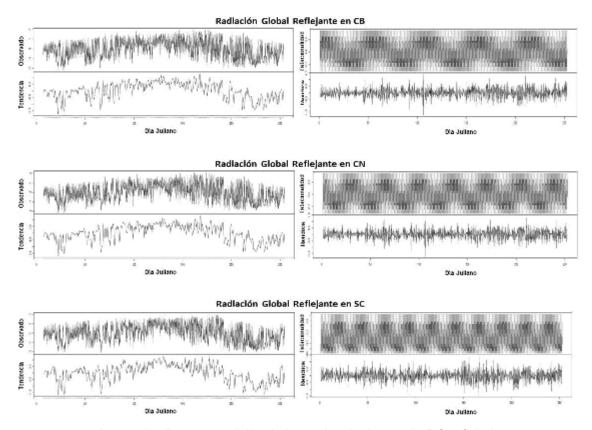
Anexo 11. Criterio de información Bayesiano (BIC) y cambios en el valor de la media de RFA con filtro amarillo incidente y reflejante en las series de tiempo



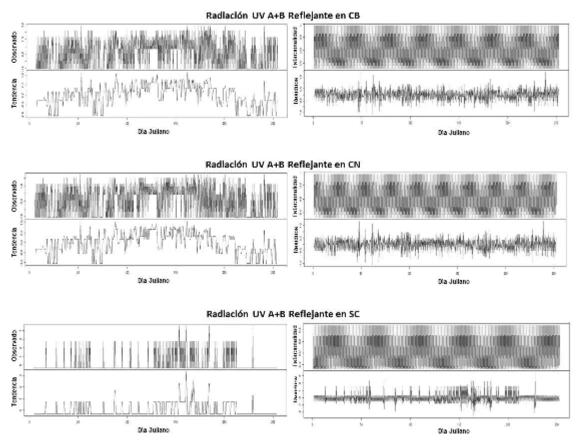
Anexo 12. Criterio de información Bayesiano (BIC) y cambios en el valor de la media de RFA con filtro naranja incidente y reflejante en las series de tiempo



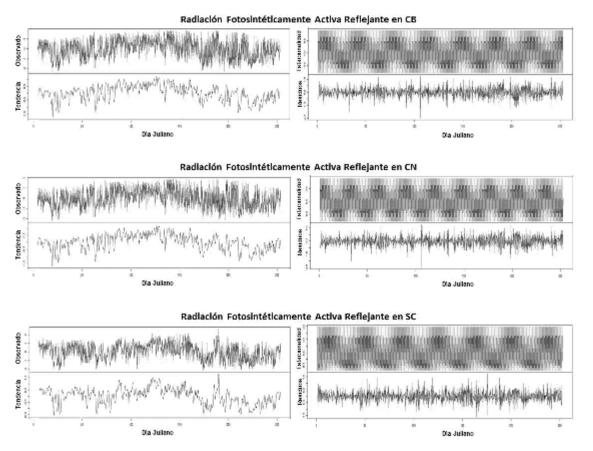
Anexo 13. Criterio de información Bayesiano (BIC) y cambios en el valor de la media de RFA con filtro rojo incidente y reflejante en las series de tiempo



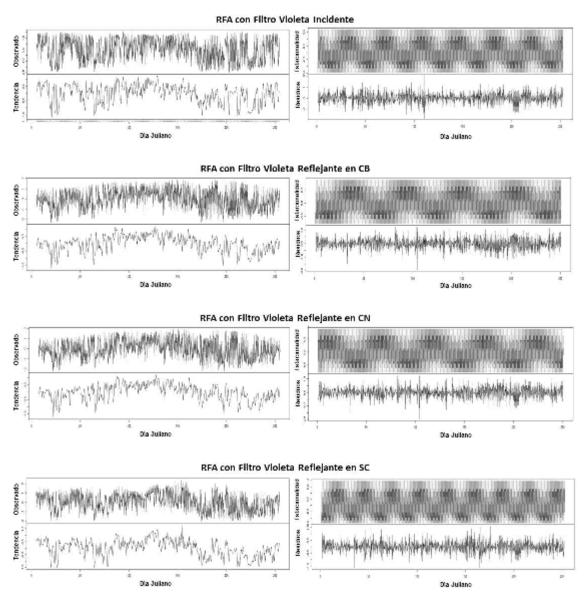
Anexo 14. Descomposición de las series de tiempo de RG reflejada



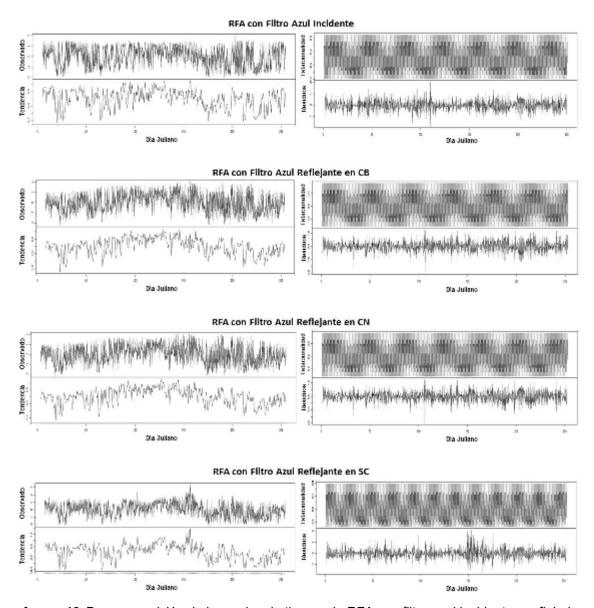
Anexo 15. Descomposición de las series de tiempo de UV A+B reflejada



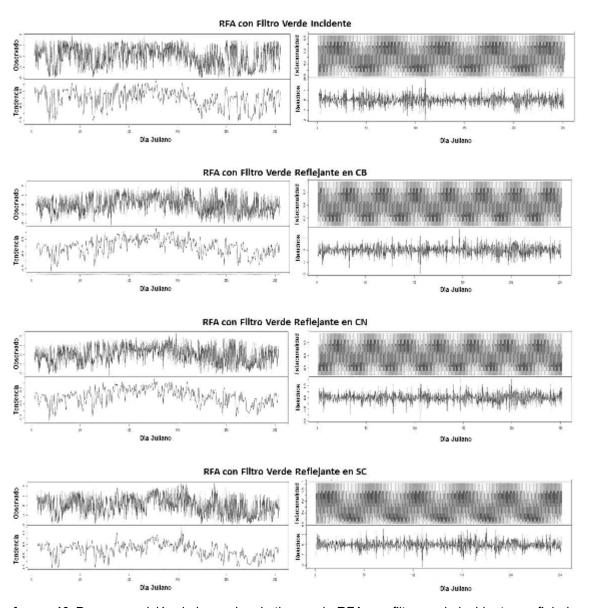
Anexo 16. Descomposición de las series de tiempo de RFA reflejada



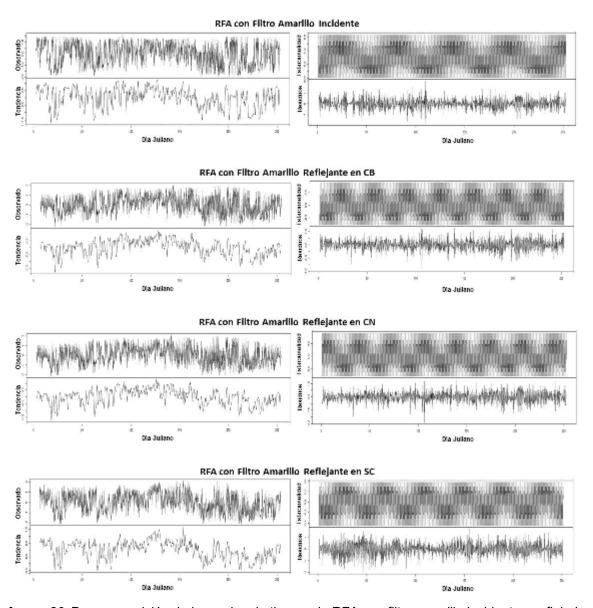
Anexo 17. Descomposición de las series de tiempo de RFA con filtro violeta incidente y reflejada



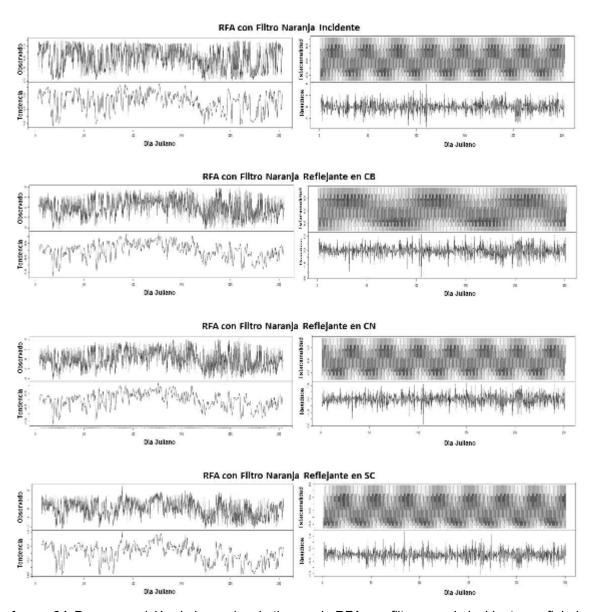
Anexo 18. Descomposición de las series de tiempo de RFA con filtro azul incidente y reflejada



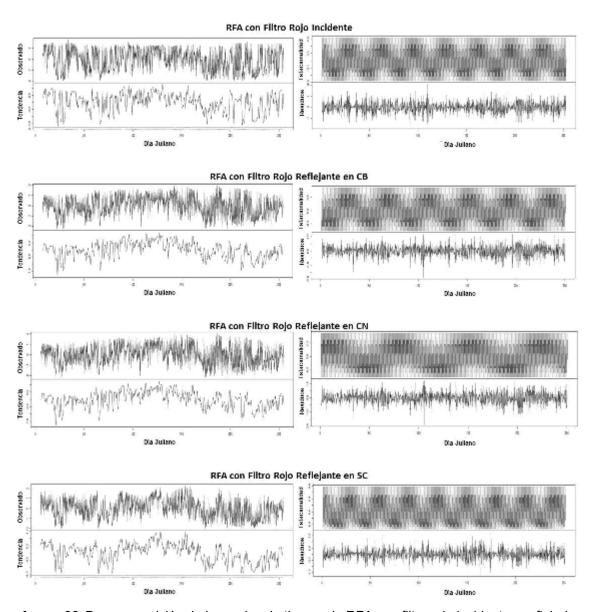
Anexo 19. Descomposición de las series de tiempo de RFA con filtro verde incidente y reflejada



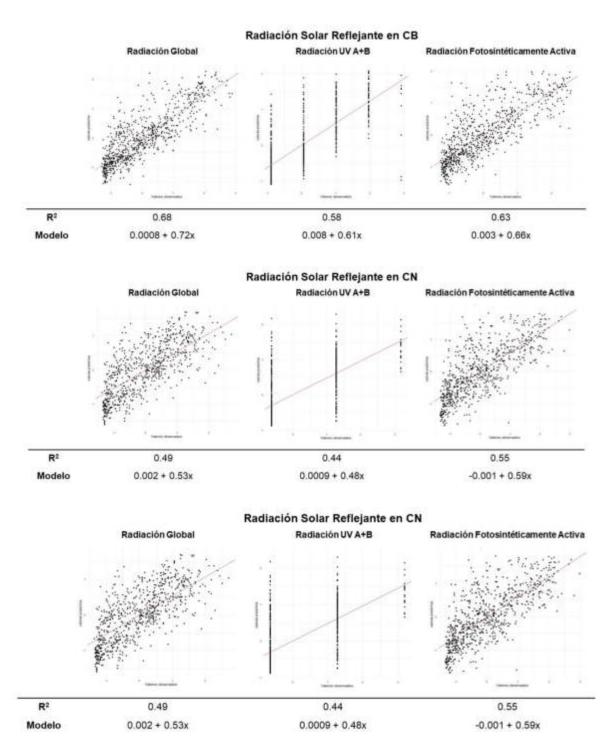
Anexo 20. Descomposición de las series de tiempo de RFA con filtro amarillo incidente y reflejada



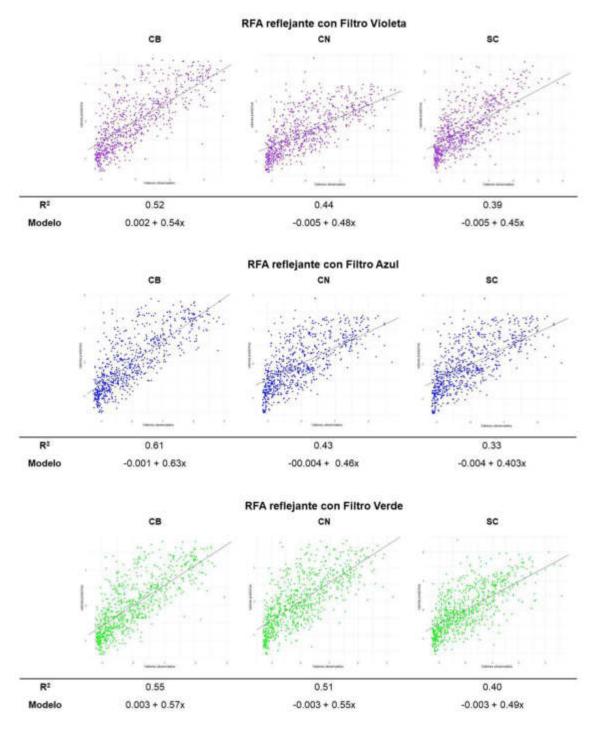
Anexo 21. Descomposición de las series de tiempo de RFA con filtro naranja incidente y reflejada



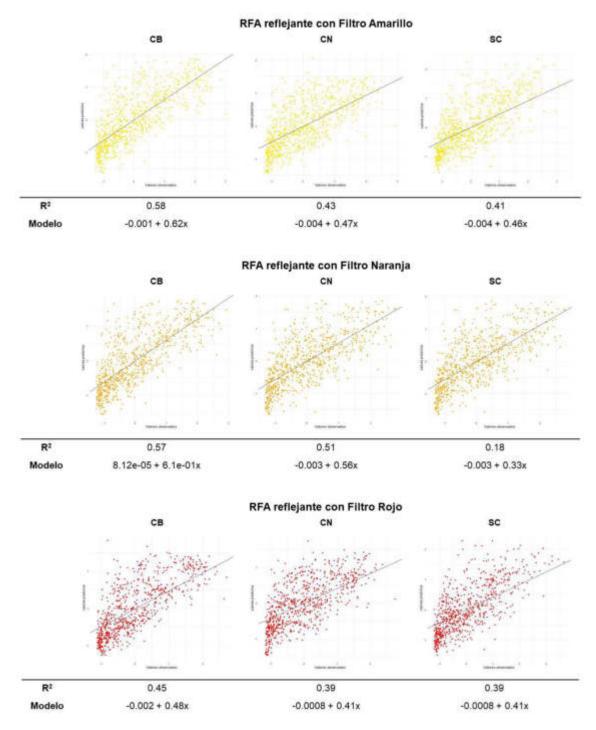
Anexo 22. Descomposición de las series de tiempo de RFA con filtro rojo incidente y reflejada



Anexo 23. Valores observados vs valores predichos de RG, UV A+B y RFA reflejante de los modelos de Holt-Winters



Anexo 24a. Valores observados vs valores predichos de RFA reflejante de los modelos Holt-Winters con filtros selectivos



Anexo 24b. Valores observados vs valores predichos de RFA reflejante de los modelos Holt-Winters con filtros selectivos

Anexo 25. Valores de L, T y S en los modelos de Holt-Winters de radiación reflejante

			Valores iniciales del modelo					
Superficie	Radiación				St			
		Lo	T ₀	S ₁	S ₂	S ₃	R^2	
	RG	-0.37	0.004	-0.60	0.72	-0.36	0.68	
СВ	UV A+B	-0.33	3e-04	-0.41	0.94	-0.52	0.58	
	RFA	-0.002	3e-04	-0.42	0.89	-0.46	0.63	
	RG	-0.07	-3e-04	-0.11	0.77	-0.65	0.49	
CN	UV A+B	0.08	-3e-04	-0.46	1.15	-0.69	0.44	
	RFA	-0.002	1e-04	-0.26	0.92	-0.66	0.55	
	RG	0.007	0.001	-0.44	0.86	-0.41	0.49	
sc	UV A+B	-0.44	4e-04	-0.18	0.49	-0.30	0.12	
	RFA	0.67	-7e-04	-0.37	0.62	-0.24	0.38	

CB: Cobertura blanca; CN: Cobertura negra; SC: Suelo sin cobertura; RG: Radiación Global, UV: Ultravioleta, RFA: Radiación Fotosintéticamente Activa, L: Componente de nivel; T: Componente de tendencia; S: Componente de estacionalidad

Anexo 26. Valores de L, T y S en los modelos de Holt-Winters de radiación reflejante de RFA con filtros selectivos

		Valores iniciales del modelo						
Superficie	Filtro				St			
		L_0	T ₀	S ₁	S ₂	S ₃	R^2	
	Violeta	-0.03	1e-04	-0.09	0.66	-0.56	0.52	
	Azul	-0.09	-6e-04	-0.25	0.81	-0.55	0.61	
СВ	Verde	-0.12	0.01	-0.21	0.69	-0.47	0.55	
СВ	Amarillo	-0.09	-4e-04	-0.16	0.81	-0.64	0.58	
	Naranja	-0.17	0.01	-0.36	0.87	-0.50	0.57	
	Rojo	0.01	-0.01	-0.20	0.61	-0.41	0.45	
	Violeta	0.31	-5e-07	-0.34	0.94	-0.60	0.44	
	Azul	0.45	-6e-04	-0.13	0.79	-0.66	0.43	
CN	Verde	0.28	-6e-04	-0.18	0.91	-0.73	0.51	
CN	Amarillo	0.45	-4e-04	-0.12	0.84	-0.72	0.43	
	Naranja	0.39	-5e-04	-0.31	0.96	-0.82	0.51	
	Rojo	0.60	-0.01	-0.04	0.72	-0.68	0.39	
	Violeta	0.79	-0.05	-0.61	0.81	-0.20	0.39	
	Azul	0.52	-7e-04	-0.28	0.62	-0.34	0.33	
SC	Verde	0.47	-6e-04	-0.23	0.69	-0.45	0.40	
	Amarillo	0.91	-0.04	-0.62	0.96	-0.34	0.41	
	Naranja	0.59	-8e-04	-0.36	-0.65	-0.29	0.18	
	Rojo	0.85	-0.001	-0.39	0.75	-0.35	0.39	

CB: Cobertura blanca; CN: Cobertura negra; SC: Suelo sin cobertura; L: Componente de nivel; T: Componente de tendencia; S: Componente de estacionalidad

Anexo 27. Factores de suavizamiento del modelo Holt-winters para serie de tiempo para los valores de radiación solar reflejante

Superficie	Radiación _	Factores de suavizamiento				
	Kaulacion _	α	β	У		
	RG	0.10	1e-04	0.09		
СВ	UV A+B	0.02	1e-04	0.09		
	RFA	0.11	1e-04	0.06		
	RG	0.06	-3e-04	0.07		
CN	UV A+B	0.04	1e-04	0.09		
	RFA	0.15	1e-04	0.07		
	RG	0.10	1e-04	0.07		
sc	UV A+B	0.002	1e-04	0.13		
	RFA	0.13	1e-04	0.10		

CB: Cobertura blanca; CN: Cobertura negra; SC: Suelo sin cobertura; RG: Radiación Global, UV: Ultravioleta, RFA: Radiación Fotosintéticamente Activa; α: alfa; β: beta; y: gamma

Anexo 28. Factores de suavizamiento del modelo Holt-winters para serie de tiempo para los valores de radiación solar reflejante con filtros selectivos

Superficie	Filtro -	Factores de suavizamiento				
Superficie	FIIUO -	α	β	У		
	Violeta	0.05	-1e-04	0.05		
	Azul	0.09	1e-04	0.05		
СВ	Verde	0.06	1e-04	0.05		
CB	Amarillo	0.13	1e-04	0.05		
	Naranja	0.11	1e-04	0.05		
	Rojo	0.05	1e-04	0.04		
	Violeta	0.07	-5e-04	0.06		
	Azul	0.08	1e-04	0.04		
CN	Verde	0.10	1e-04	0.05		
CN	Amarillo	0.08	1e-04	0.03		
	Naranja	0.13	1e-04	0.06		
	Rojo	0.07	1e-04	0.04		
	Violeta	0.11	1e-04	0.10		
sc	Azul	0.09	1e-04	0.09		
30	Verde	0.11	1e-04	0.06		
	Amarillo	0.13	1-e04	0.09		

Naranja	0.06	1-e04	0.06
Rojo	0.12	1e-04	0.10

CB: Cobertura blanca; CN: Cobertura negra; SC: Suelo sin cobertura; α : alfa; β : beta; y: gamma

Anexo 29. Métricas de evaluación de los modelos predictivos de radiación solar reflejante

Superficie	Padiación	Regresión múltiple			Holt-Winters		
	Nadiación	RMSE	MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE
_	RG	0.47	0.35	135	0.55	0.41	182
СВ	UV A+B	0.60	0.44	17417	0.64	0.45	238
	RFA	0.54	0.40	112	0.60	0.45	148
	RG	0.62	0.43	155	0.71	0.51	225
CN	UV A+B	0.78	0.58	68.4	0.75	0.49	56.3
	RFA	0.65	0.50	189	0.67	0.51	214
SC	RG	0.52	0.39	144	0.61	0.47	188
	UV A+B	0.9	0.55	97.6	0.88	0.45	77.6
	RFA	0.64	0.48	190	0.70	0.50	226

CB: Cobertura blanca; CN: Cobertura negra; SC: Suelo sin cobertura; RG: Radiación Global; UV: Ultravioleta; RFA: Radiación Fotosintéticamente Activa; RMSE: Error cuadrático medio; MAE: Error absoluto medio; MAPE: Error porcentual absoluto medio.

Anexo 30. Métricas de evaluación de los modelos predictivos de radiación solar reflejante

Superficie	Radiación	Regresión múltiple			Holt-Winters		
	Radiación	RMSE	MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE
	Violeta	0.62	0.41	185	0.69	0.46	199
	Azul	0.56	0.41	226	0.62	0.46	774
СВ	Verde	0.60	0.41	175	0.66	0.47	227
СВ	Amarillo	0.58	0.43	164	0.64	0.48	220
	Naranja	0.60	0.43	180	0.65	0.48	219
	Rojo	0.69	0.40	132	0.73	0.44	175
	Violeta	0.72	0.48	226	0.74	0.51	266
	Azul	0.73	0.46	207	0.75	0.50	316
CN	Verde	0.66	0.53	147	0.69	0.54	204
ON	Amarillo	0.72	0.49	317	0.75	0.52	315
	Naranja	0.72	0.56	227	0.69	0.54	232
	Rojo	0.75	0.48	268	0.77	0.52	302
sc	Violeta	0.64	0.49	150	0.69	0.51	195

Azul	0.71	0.48	152	0.75	0.50	184
Verde	0.66	0.47	148	0.71	0.52	175
Amarillo	0.65	0.49	227	0.69	0.50	228
Naranja	0.83	0.38	206	0.88	0.43	325
Rojo	0.65	0.50	888	0.70	0.51	633

CB: Cobertura blanca; CN: Cobertura negra; SC: Suelo sin cobertura; RMSE: Error cuadrático medio; MAE: Error absoluto medio; MAPE: Error porcentual absoluto medio.