





**CENTRO DE INVESTIGACIONES  
EN OPTICA, A.C.**

# **“DEVELOPMENT OF AN EMBEDDED OPTICAL SYSTEM FOR SOLAR IRRADIANCE FORECASTING USING SKY-DYNAMICS ANALYSIS”**



**Tesis que para obtener el grado de Doctor en Ciencias (Óptica)**

***Presenta: César Daniel Sánchez Segura***

*Director de Tesis: Dr. Manuel I. Peña-Cruz*

**“Versión definitiva. Incluye  
cambios sugeridos por revisores”**

**Vo.Bo. Manuel I. Peña-Cruz**

**20 de Junio de 2023**

***León · Guanajuato · México***

***Junio de 2023***

©2023 – M.T.A. CÉSAR DANIEL SÁNCHEZ SEGURA  
ALL RIGHTS RESERVED.

## “DESARROLLO DE UN SISTEMA ÓPTICO EMBEBIDO PARA LA PREDICCIÓN DE LA IRRADIANCIA SOLAR MEDIANTE EL ANÁLISIS DE LA DINÁMICA DEL CIELO”

### RESUMEN

En la actualidad, la utilización eficiente de la energía solar es un desafío constante en el mercado energético. En respuesta, han surgido tecnologías como la energía solar por concentración y la fotovoltaica, entre otras, como alternativas energéticas sostenibles y viables frente a los combustibles fósiles. La clave para aprovechar esta energía renovable es contar con información precisa sobre las características y disponibilidad del recurso solar en las regiones de interés, lo que permite dimensionar y diseñar sistemas adecuados, así como implementar mecanismos de protección para garantizar la estabilidad de la generación de energía durante las variaciones en la irradiancia. Por ello, existe un gran interés en desarrollar sistemas con capacidad para medir y predecir el recurso solar con gran precisión. En esta tesis doctoral se ha desarrollado un sistema de visión que tiene como objetivo evaluar la irradiancia solar y predecir su evolución a lo largo del día en periodos cortos de tiempo. Para lograrlo, se realizaron estudios específicos en intervalos de 1, 5 y 10 minutos. Con ese motivo, un sistema catadióptrico fue diseñado para capturar imágenes de todo el cielo. Dicho sistema dispone de un algoritmo que estima el valor de las componentes solares a partir de estas imágenes y de las mediciones de un piranómetro. Esto es posible porque la contribución de irradiancia de las partículas en el cielo se obtiene mediante una estrategia de conversión de valor de intensidad del píxel a irradiancia. Además, se desarrolló una metodología para mapear el cielo con respecto al Sol en un espacio ortogonal, donde cada píxel representa un ángulo sólido constante. Esto facilita el cálculo de la velocidad de las nubes a lo largo de una trayectoria de bloqueo solar. La combinación de estas dos metodologías y la estrategia propuesta para estimar la transmitancia de las nubes, utilizando el color de las mismas y un modelo empírico de cielo claro, posibilita el cálculo de las variaciones de irradiancia en intervalos de tiempo breves. Se realizaron pruebas tanto individuales como conjuntas de estas metodologías en distintos escenarios climáticos para evaluar su efectividad. La metodología para el cálculo de las componentes solares fue validada mediante el análisis de cuatro días con escenarios climatológicos distintos, obteniendo un error cuadrático medio para la componente global, la componente difusa y la componente directa de 19.62 %, -6.55 % y 4.53 % para días soleados; 7.00 %, -6.13 % y 0.79 % para días parcialmente soleados; -0.73 %, -6.58 % y 1.96 % para días parcialmente nublados; y -0.65 %, -10.48 % y 100 % para días nublados. En cuanto a la metodología de predicción de irradiancia, se establecieron 1, 5 y 10 minutos como tiempos de predicción, obteniendo un error cuadrático medio de 80.58 W/m<sup>2</sup>, 166.45 W/m<sup>2</sup> y 177.34 W/m<sup>2</sup> para la componente directa, mientras que para la componente global

los resultados fueron de  $67.97 \text{ W/m}^2$ ,  $114.86 \text{ W/m}^2$  y  $104.96 \text{ W/m}^2$ . Los resultados obtenidos en estos experimentos son consistentes con los reportados en la literatura, lo cual demuestra que el trabajo presentado en esta tesis doctoral proporciona una alternativa viable y de bajo coste para la medición y previsión del recurso solar.

## “Development of an embedded optical system for solar irradiance forecasting using sky dynamics analysis”

### ABSTRACT

The efficient use of solar energy is a constant challenge in the energy market. In response, technologies such as concentrated solar power and photovoltaics, among others, have emerged as sustainable and viable energy alternatives to fossil fuels. The key to harnessing this renewable energy is to have accurate information on the characteristics and availability of solar resource in the regions of interest, which allows for the sizing and designing of appropriate systems, as well as implementing protection mechanisms to ensure the stability of energy generation during irradiance variations. Therefore, there is great interest in developing systems capable of measuring and predicting the solar resource with great precision. In this PhD thesis, a vision system is developed to evaluate solar irradiance and predict its evolution throughout the day in short periods of time. To this end, a catadioptric system was designed to capture images of the entire sky. This system has an algorithm that estimates the value of solar components from these images and measurements from a pyranometer. This is possible because the contribution of irradiance from particles in the sky is obtained through a pixel intensity to irradiance conversion strategy. Additionally, a methodology is developed to map the sky with respect to the Sun in an orthogonal space where each pixel represents a constant solid angle to facilitate the calculation of the velocity of these cloud particles in a Sun-blocking trajectory. The combination of these two methodologies and the proposed strategy to estimate cloud transmittance using their color and an empirical model of clear sky enables the calculation of irradiance variations in short time intervals. Individual and joint tests of these methodologies were conducted in different climatic scenarios to evaluate their effectiveness. The methodology for calculating solar components was validated by analyzing four days with different weather scenarios, obtaining a mean squared error for the global component, the diffuse component, and the direct component of 19.62 %, -6.55 %, and 4.53 % for sunny days; 7.00 %, -6.13 %, and 0.79 % for partially sunny days; -0.73 %, -6.58 %, and 1.96 % for partially cloudy days; and -0.65 %, -10.48 %, and 100 % for cloudy days. Regarding the methodology for predicting irradiance, prediction times of 1, 5, and 10 minutes were established, obtaining a mean squared error of 80.58 W/m<sup>2</sup>, 166.45 W/m<sup>2</sup>, and 177.34 W/m<sup>2</sup> for the direct component, while for the global component the results were 67.97 W/m<sup>2</sup>, 114.86 W/m<sup>2</sup>, and 104.96 W/m<sup>2</sup>. The results obtained in these experiments are similar to those reported in the literature, demonstrating that the work presented in this doctoral thesis is a viable low-cost alternative for measuring and predicting solar resources.

# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Motivación . . . . .	2
1.2. Justificación . . . . .	3
1.3. Objetivos . . . . .	4
1.4. Organización del documento . . . . .	5
<b>2. Caracterización y predicción del recurso solar</b>	<b>8</b>
2.1. El Sol . . . . .	9
2.2. Caracterización del recurso solar . . . . .	11
2.3. Modelos de cielo claro . . . . .	17
2.4. Corrección de distorsiones en imágenes . . . . .	19
<b>3. Metodología</b>	<b>23</b>
3.1. Estimación de componentes solares . . . . .	24
3.2. Modelo de cielo claro . . . . .	36
3.3. Predicción de radiación solar . . . . .	42
<b>4. Resultados y discusiones</b>	<b>54</b>
4.1. Estimación instantánea de las componentes solares . . . . .	55
4.2. Desempeño del modelo SSPC en una localización constante . . . . .	62
4.3. Resultados sobre predicción de irradiancia solar . . . . .	70
<b>5. Conclusiones y trabajo a futuro</b>	<b>79</b>
<b>Apéndice A. Productos logrados</b>	<b>84</b>
A.1. Publicación de artículo como primer autor . . . . .	84
<b>Apéndice B. Esquema de carcasa protectora de la cámara del ASI</b>	<b>86</b>
<b>Apéndice C. Otros modelos de cielo claro basados en AOD propuestos</b>	<b>88</b>
C.1. Aproximación de $K_n$ mediante una circunferencia . . . . .	89
C.2. Aproximación de $K_n$ mediante una parábola . . . . .	90

C.3. Aproximación de $K_n$ mediante una hipérbola . . . . .	91
<b>Apéndice D. Proceso automático para calcular los coeficientes de funciones AOD</b>	<b>93</b>
<b>Bibliografía</b>	<b>113</b>



# Índice de figuras

2.1.	Movimiento del Sol con respecto a la Tierra (Vista desde el plano horizontal). El ángulo cenital solar ( $\theta_z$ ) se mide desde el eje cenital hacia el Sol. El ángulo de elevación solar se mide desde el horizonte hasta el Sol. El ángulo acimutal ( $\alpha_z$ ) se mide desde el Norte geográfico, moviéndose hacia el Este geográfico de $0^\circ$ a $360^\circ$ (Imagen basada en [120]). . . . .	10
2.2.	Representación de las componentes de la radiación solar cuando llegan a la superficie terrestre. Cuando la luz solar atraviesa la atmósfera, una parte se dispersa y otra se absorbe. La fracción de la radiación dispersada por moléculas, partículas de aerosol y nubes que incide sobre el observador se denomina DHI. La parte de la luz solar que atraviesa la atmósfera, que no se dispersa ni se absorbe, se denomina DNI. GHI es toda la radiación difusa que llega al instrumento de observación más la suma de la DNI proyectada sobre la superficie horizontal (Imagen generada con base en [120]).	11
3.1.	a) Vista isométrica del sistema ASI diseñado; b) Sistema ASI desarrollado y ubicado en el Centro de Investigaciones en Óptica-Aguascalientes ( $21.8447^\circ\text{N}$ latitud y $102.3438^\circ\text{O}$ longitud). . . . .	25
3.2.	Modelo geométrico del cielo captado por el ASI a través de la cúpula esférica. El cielo se considera como una semiesfera. . . . .	28
3.3.	Aberración esférica de la imagen captada por la cámara del ASI. a) Imagen original aplicando el método de ecualización de histogramas. b) Proyección del cielo sobre el plano horizontal. La trayectoria del Sol (línea blanca punteada) calculada por la biblioteca Pysolar. Círculos concéntricos cada $20^\circ$ en azul. . . . .	30
3.4.	$\hat{IPM}$ es una malla de interpolación construida por $GHI_S$ , $\theta_z$ y valores IPV. Los puntos verdes son valores de IPV obtenidos a partir de 63 imágenes seleccionadas manualmente capturadas con diferentes condiciones meteorológicas y parejas de $I_G$ y $\theta_z$ . IPM es un valor específico de $\hat{IPM}$ utilizado para modular $I_{DA}$ . . . . .	34
3.5.	Procedimiento general para estimar los componentes DNI y DHI a partir de la medición de GHI y una imagen completa del cielo capturada por el sistema ASI. . . .	36
3.6.	Modelo de cielo claro $K_n$ basado en una función EAOD. Donde $a > 0$ y $b < 0$ . $\tau_{(\theta_z)}$ se considera igual a cero para $\theta_z > 90^\circ$ . . . . .	39

3.7.	Modelo geométrico que relaciona la posición angular del Sol y al observador con la posición angular de una partícula en el cielo. . . . .	45
3.8.	Mapeo angular con respecto a la posición del Sol. a) Pre-procesamiento de una imagen de cielo aplicando las matrices K y D. El cielo es dividido en 4 cuadrantes teniendo como origen el Sol; b) IAMS. La imagen del Sol, que tiene una geometría ovalada en la imagen capturada por el ASI, se ha convertido en un rectángulo en IAMS (rectángulo púrpura). En los experimentos, el rectángulo de la imagen solar se considera en un rango de $0^\circ$ a $5^\circ$ para el eje $\beta$ y $0^\circ$ a $360^\circ$ para el eje $\alpha$ . . . . .	47
3.9.	Evolución de nubes. Los puntos característicos marcados en rojo, amarillo, verde y azul son partículas de nube que se identificaron como candidatas a cubrir el Sol en 1, 3, 5 y 10 minutos, respectivamente. Dentro del círculo rojo se encuentra la porción de nube que alcanza el Sol en torno a los 5 minutos. . . . .	49
4.1.	Escenarios típicos analizados. a) Día soleado. b) Día parcialmente soleado. c) Día parcialmente nublado. d) Día nublado (el punto rojo representa la posición del Sol calculada por el modulo de Pysolar). Se utilizó la técnica de ecualización de histograma para recuperar información sobre las nubes en el cielo. Las imágenes están en escala de grises porque sólo se utiliza el canal verde por el filtro utilizado. . . . .	55
4.2.	Comparación de la metodología para el cálculo de las componentes solares mediante el ASI frente a los datos de la estación SSs en un escenario soleado. a) Comparación $I_{G_{meas}}$ vs. $I_G$ de la estación SSs; b) Comparación $I_{BA}$ e $I_{DA}$ frente a las mediciones de estación SSs. . . . .	57
4.3.	Comparación de la metodología para el cálculo de las componentes solares mediante el ASI frente a los datos de la estación SSs en un escenario parcialmente soleado. a) Comparación $I_{G_{meas}}$ vs. $I_{GS}$ de la estación SSs; b) Comparación $I_{BA}$ e $I_{DA}$ frente a las mediciones de estación SSs. . . . .	58
4.4.	Comparación de la metodología para el cálculo de las componentes solares mediante el ASI frente a los datos de la estación SSs en un escenario parcialmente nublado. a) Comparación $I_{G_{meas}}$ vs. $I_{GS}$ de la estación SSs; b) Comparación $I_{BA}$ e $I_{DA}$ frente a las mediciones de estación SSs. . . . .	58
4.5.	Comparación de la metodología para el cálculo de las componentes solares mediante el ASI frente a los datos de la estación SSs en un escenario nublado. a) Comparación $I_{G_{meas}}$ vs. $I_{GS}$ de la estación SSs; b) Comparación $I_{BA}$ e $I_{DA}$ frente a las mediciones de estación SSs. . . . .	59
4.6.	Análisis del día nublado. Alta densidad de nubes donde aún puede observarse el Sol. a) $I_G = 110.66 \text{ W/m}^2$ con $\theta_z = 62.92^\circ$ . b) $I_G = 159.63 \text{ W/m}^2$ con $\theta_z = 60.61^\circ$ . . . . .	60
4.7.	Dos casos con $I_G$ similar pero con $I_B$ e $I_D$ distintos debido a las características de la nube que cubre al Sol. a) Gran nube dispersa. b) Pequeña nube gruesa. Los círculos rojos representan la región de píxeles principales que contribuye más a $I_D$ . . . . .	61

4.8.	Comparación del modelo de cielo claro $K_{n(SSPC)}$ contra $I_{Bc}$ en una misma localización a lo largo del año. $K_{n(SSPC)} I_{ext}$ es denotado como SSPC por razones de estilo. Los puntos azules y verdes representan los valores de $I_B$ utilizados para estimar los coeficientes $a$ y $b$ del modelo SSPC. . . . .	64
4.9.	<i>Boxplot</i> de las métricas estadísticas de las clases A y B calculadas para el modelo SSPC. Las líneas rojas representan la mediana, los puntos blancos representan la media y los círculos vacíos representan los valores atípicos. . . . .	66
4.10.	Comparación de nRMSE del modelo SSPC contra 13 modelos de cielo claro utilizando información radiométrica de 71 estaciones solarimétricas mediante <i>boxplots</i> . Los criterios de Reno (Anexo D.0.2) y el modelo de ESRA fueron utilizados para segmentar los instantes de cielo claro. Las líneas rojas representan la mediana y los puntos blancos representan la nRMSE media. Se eliminaron los valores atípicos del gráfico para obtener una visión más clara de los resultados. . . . .	68
4.11.	Ejemplos de comportamiento de $I_B$ e $I_G$ para un día soleado nublado con periodos de predicción de 1, 5 y 10 minutos, indicados por los sufijos min. El valor medido por la estación solarimétrica se representa por $I_{GS}$ . a) Predicción para DNI - b) Predicción para GHI. . . . .	70
4.12.	Ejemplos de comportamiento de $I_B$ e $I_G$ para un día parcialmente nublado con periodos de predicción de 1, 5 y 10 minutos, indicados por los sufijos min. El valor medido por la estación solarimétrica se representa por $I_{GS}$ . a) Predicción para DNI - b) Predicción para GHI. . . . .	71
4.13.	Ejemplos de comportamiento de $I_B$ e $I_G$ para un día nublado con periodos de predicción de 1, 5 y 10 minutos, indicados por los sufijos min. El valor medido por la estación solarimétrica se representa por $I_{GS}$ . a) Predicción para DNI - b) Predicción para GHI. . . . .	71
4.14.	Comportamiento del CEAD para las predicciones de irradiancia del ASI y del modelo de predicción de persistencia. Esta comparación muestra el comportamiento CEAD desde el principio hasta el final de la prueba. a) Gráfico CEAD para $I_B$ . b) Gráfico CEAD para $I_G$ . Los sufijos A y P hacen referencias a las predicciones del ASI y del modelo de persistencia respectivamente. . . . .	74
4.15.	<i>Skill</i> obtenido para cada día utilizado en la prueba. El modelo de pronóstico de persistencia es utilizado como referencia. Un valor positivo representa que el pronóstico de ASI produjo un RMSE más bajo que el modelo de persistencia. a) <i>Skill</i> calculado para el DNI. b) <i>Skill</i> calculado para el GHI. . . . .	76
B.1.	Esquema de la carcasa protectora de la cámara. Esta carcasa está diseñada para proteger la cámara de la intemperie. Permite el montaje con el soporte del sistema ASI. . .	87
C.1.	Aproximación de $K_n$ mediante la ecuación de un círculo. $C(0, Cy)$ representa el origen del círculo. . . . .	89
C.2.	Aproximación de $K_n$ mediante una función parabólica. . . . .	90

C.3.	Aproximación $K_n$ mediante una función hiperbólica. . . . .	91
D.1.	Cálculo de $I_{Bc}$ a partir de $K_{n(SSPC)}$ . a) Día de cielo claro, b) Día de cielo no claro. Los puntos verde y rojo son dos valores de $I_B$ seleccionados al azar y utilizados para calcular la aproximación de $K_n$ (curva verde). Los puntos azul y naranja son dos valores medidos de $I_B$ utilizados para calcular los coeficientes de la función AOD (curva roja). La curva negra representa la contribución horizontal de la medición de $I_B$ obtenida por la estación solarimétrica. . . . .	96

DEDICO ESTE TRABAJO A MI FAMILIA, AMIGOS Y A TODOS AQUELLOS PROFESORES QUE CONFIARON EN MI.

## Agradecimientos

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por la beca recibida durante el doctorado con número de CVU:492785.

Al Dr. Manuel Ignacio Peña Cruz, quien fungió como mi asesor durante este proyecto, quien siempre estuvo alerta de las buenas y malas señales, y mantuvo siempre la serenidad que nos permitió culminar este trabajo.

Al Centro de Investigaciones en Óptica, por proporcionar los recursos y el ambiente de trabajo adecuado para llevar a cabo esta investigación.

Al Dr. Luis Manuel Valentín Coronado, quién, de forma extraoficial, me apoyo en el desarrollo y conclusiones de algunas metodologías propuestas a lo largo de este trabajo.

A la Dra. Daniela Moctezuma, por su apoyo incondicional, su alta disposición y sus palabras de apoyo a lo largo de mi trabajo de tesis.

Al Dr. Arturo Díaz Ponce, por sus consejos y críticas constructivas durante las evaluaciones de comité.

Al Dr. David Riveros Rosas, por compartir su experiencia en temas atmosféricos.

A la Dra. Naghelli Ortega Avila, por su meticulosa revisión y sus comentarios constructivos que han sido fundamentales para mejorar la calidad y el rigor académico de mi trabajo. Sus observaciones y sugerencias que permitieron ampliar mi perspectiva, corregir errores y fortalecer mis argumentos.

A mi esposa, Rosio Robles Armas, y a mi hijo, Inti Sánchez Robles, por apoyarme con su amor durante los momentos difíciles a lo largo de este proceso.

A William Leith Salas, por su ayuda incondicional durante la instalación y puesta en marcha del prototipo diseñado.

A Mauricio Rocha y a Karla Rocha por su apoyo al corregir la escritura en inglés de mi primer artículo científico y algunos otros trabajos realizados en este doctorado.

A Jaiver, Augusto, César y Karen, compañeros de generación, por compartir su experiencia y hacer equipo a lo largo de las asignaturas cursadas.

A mi familia nuclear, hermanos y padres, por su apoyo general a lo largo de mi vida.

*La prueba final del conocimiento es tu capacidad de transmitirlo a otra persona.*

Richard Feynman (1918 – 1988)

# 1

## Introducción

Uno de los objetivos mundiales actuales es la reducción de las emisiones de gases de efecto invernadero producidas por actividades industriales [3]. Así, en las últimas décadas, la sostenibilidad económica se ha convertido en una prioridad mundial, lo que ha motivado a responsables políticos, estudiosos del medio ambiente y organizaciones internacionales a proponer estrategias para abordar esta problemática. Estas motivaciones condujeron en 1997 a la elaboración del Protocolo de Kioto y en 2015 al Acuerdo de París para limitar las emisiones de gases de efecto invernadero y combatir el calen-

tamiento global [63]. Sin embargo, la complejidad económica de los países, relacionada con la escala de producción y la demanda de energía, potenció los efectos del crecimiento económico aumentando las emisiones de dióxido de carbono. Por fortuna, mejorar la eficiencia energética y adoptar tecnologías respetuosas con el medio ambiente puede tener beneficios ambientales sin afectar de manera negativa el crecimiento económico [64].

## 1.1. MOTIVACIÓN

Las tecnologías basadas en la energía solar han surgido recientemente como alternativa a los combustibles fósiles en busca de satisfacer la creciente demanda energética mundial[46, 51]. Para que la tecnología solar sea competitiva en el mercado energético, es necesario conocer con precisión la disponibilidad y las características del recurso solar en la zona de instalación. Sin embargo, la variabilidad de la irradiación solar debida a la dinámica del cielo, causada por las nubes, provoca intermitencia en la radiación solar, lo que hace que su evaluación y predicción sea un reto constante. Por ello, su caracterización se considera una de las principales preocupaciones para el diseño, dimensionamiento y localización de tecnologías solares, como la energía solar por concentración (*concentrating solar power*, CSP, por sus siglas en inglés), la fotovoltaica (*photovoltaic*, PV, por sus siglas en inglés), la termoquímica solar, la fotocatalisis, entre otras aplicaciones [9, 106, 122, 124]. En general, la evaluación del recurso solar se lleva a cabo con radiómetros especializados [104], lo que hace que su implementación masiva se vea obstaculizada por su alto costo y los requerimientos de mantenimiento. Por consiguiente, es necesario buscar alternativas de bajo costo capaces de proporcionar información precisa.

Uno de los grandes retos de las tecnologías que aprovechan la radiación solar como fuente de energía es la predicción eficiente de este recurso, ya que para poder interconectarse con los sistemas de red eléctrica, deben suministrar energía eléctrica con mínimas variaciones. Así, en los sistemas PV se han implementado sistemas de almacenamiento de energía para aportar energía al sistema y contra-



rrestar la variabilidad de la producción y mejorar la calidad de la energía eléctrica. El uso óptimo de estos almacenamientos de energía puede lograrse mediante técnicas de predicción de la variabilidad de la irradiación solar, como las estrategias de predicción de movimiento de nubes [95]. Por lo tanto, el seguimiento de las nubes tiene un gran impacto en la calidad de las predicciones de irradiancia en el campo solar industrial [86].

## 1.2. JUSTIFICACIÓN

El diseño y localización de sistemas de aprovechamiento de energía solar de alta energía se realiza en función de las características del recurso solar a lo largo del año en el lugar de interés. Con ese propósito, el recurso solar se evalúa mediante técnicas de medición que implementan equipos especializados durante largos periodos de tiempo, con el objetivo de minimizar el riesgo de la inversión. La irradiancia solar se ve afectada principalmente por la cantidad de partículas de aerosol en el cielo. El agua líquida [92] y cristales de hielo [45] se aglomeran formando nubes cuya presencia es la principal causa de la intermitencia de la luz solar.

Las variaciones de la irradiancia solar son un problema crítico que afecta significativamente al desempeño de los sistemas solares. Por ejemplo, en las plantas PV, las variaciones de irradiancia ocasionan que los paneles solares disminuyan el rendimiento del sistema al comportarse como una resistencia eléctrica y no como una fuente de energía [9]. En cuanto a los sistemas CSP, la variación de la irradiancia solar provoca una disminución de la cantidad de energía que los helióstatos pueden concentrar en el colector, ocasionando estrés mecánico por las constantes variaciones de temperatura y por tanto, reduciendo su vida útil [106]. Se puede reducir el efecto de la variación solar sobre el rendimiento de estos sistemas mediante estrategias de predicción de irradiancia a corto plazo. En el caso de las plantas PV, es posible mejorar su rendimiento eléctrico con máquinas síncronas tradicionales con el objetivo de equilibrar la red fotovoltaica [9], mientras que para CSP se han establecido estrategias que minimi-

cen el choque térmico y la fatiga mecánica mediante sistemas de calentamiento eléctrico secundarios [106]. Por esta razón, la industria solar necesita diseñar estrategias para resolver la intermitencia del recurso solar. Por este motivo, se han realizado varios esfuerzos para comprender el comportamiento y evolución del cielo en periodos de tiempo cortos. Diversas investigaciones se han enfocado en utilizar sistemas de visión que tengan capacidad de extraer información radiativa de las partículas del cielo [74]. La incorporación de cámaras digitales permite la identificación de características adicionales de las nubes, como su morfología, velocidad y color [10, 123]. Aunque algunos trabajos han generado avances significativos para la estimación de la irradiancia solar por métodos indirectos, el presente trabajo propone una metodología novedosa para la estimación de los componentes de irradiancia solar en un sistema compacto, de bajo coste y mantenimiento, con la ventaja de la estrategia de un modelo de entrenamiento ligero.

### 1.3. OBJETIVOS

El objetivo principal de la presente tesis doctoral es la generación de un sistema óptico embebido capaz de predecir la dinámica del cielo para estimar las variaciones de irradiancia en periodos cortos de tiempo, comprendidos entre 1 y 10 minutos. Los objetivos particulares de este trabajo son:

1. Determinar la irradiancia solar instantánea mediante un sistema de visión.
2. Determinar la morfología, el vector de velocidad y la transmitancia de las nubes.
3. Predecir la variación de la irradiación solar en horizontes temporales cortos.
4. Desarrollar un sistema óptico autónomo integrado.

#### 1.4. ORGANIZACIÓN DEL DOCUMENTO

A fin de exponer los objetivos mencionados, esta tesis se organiza de la siguiente manera. En el Capítulo 2 se presenta el estado del arte basado en trabajos que abordan la predicción solar con distintos enfoques y estrategias. En Capítulo 3 se realiza una descripción de las propuestas que sustentan los resultados de esta tesis doctoral, que pueden resumirse en:

- Desarrollo de una metodología de corrección de imágenes del cielo con la finalidad de utilizar un modelo píxel-irradiancia para la medición de las componentes solares (Sección 3.1).
- Justificación del diseño, la selección de materiales y equipos utilizados en el sistema de visión diseñado (Sección 3.1.1).
- Detalle de la metodología para sintetizar modelos de cielo claro con el fin de definir la máxima radiación teórica del día en función de la posición del Sol (Sección 3.2).
- Descripción y desarrollo de la metodología de predicción de irradiancia solar para periodos cortos de tiempo (Sección 3.3).

En el Capítulo 4 se muestran y discuten los resultados obtenidos de este trabajo. Para terminar, en el Capítulo 5 se presentan las conclusiones y el trabajo futuro.

## Nomenclatura

### Acrónimos

AOD	Profundidad óptica atmosférica
ASI	<i>All-sky imager</i>
CEAD	Error acumulado de diferencia absoluta [W/m <sup>2</sup> ]
CF	Punto característico de una nube
CSP	Energía solar por concentración
DHI	Irradiancia horizontal difusa
DNI	Irradiancia normal directa
ESRA	Atlas europeo de radiación solar
FOV	Campo de visión
GHI	Irradiancia global horizontal
HIM	Máscara de irradiancia horizontal
HSV	Matiz-saturación-valor
IAMS	Mapeo angular en relación al Sol
IPM	Valor específico de $\widehat{IPM}$ [W/m <sup>2</sup> ·px]
IPV	Valor del píxel en irradiancia [W/m <sup>2</sup> ·px]
LCE	Coefficiente de eficacia de Legates [%]
MBE	Error de sesgo medio [W/m <sup>2</sup> ]
MAPE	Error porcentual medio absoluto [%]
nMAE	Error absoluto medio normalizado [%]
nMBE	Error de sesgo medio normalizado [%]
nRMSE	Error cuadrático medio normalizado [%]
NRBR	Relación normalizada rojo-azul
NSE	Eficiencia Nash-Sutcliffe [%]
NWP	Predicción numérica de clima
PIV	Velocimetría de partículas en imágenes
PV	Fotovoltaica
RBF	Función de base radial
RBR	Relación rojo-azul
RGB	Rojo-Verde-Azul
RMSE	Error cuadrático medio [W/m <sup>2</sup> ]
SBF	Pendiente de la línea de mejor ajuste [%]
SIFT	Transformación de características invariantes de escala
SSPC	Modelo de cielo claro de DNI de Sánchez Segura - Peña Cruz

SSs	Solarimétrica secundaria estándar
TS	Elemento estadístico T [%]
U <sub>95</sub>	Elemento de incertidumbre al 95 % [%]
WIA	Índice de concordancia de Willmott [%]

### Caracteres latinos

$a$	Coefficiente de amplitud de una función AOD de tipo exponencial
$b$	Coefficiente de apertura de una función AOD de tipo exponencial
$B_I$	Representación horizontal de DNI en una imagen
$D$	Vector de coeficientes de distorsión
$D_I$	Representación de DHI en una imagen
$\vec{d}_p$	Vector formado desde el centro de la imagen del cielo hasta la posición de la partícula en el plano horizontal [px]
$f(I, i, j)$	Función para mapeo de $I(\alpha, \theta)$
$G_I$	Representación de GHI en una imagen
$I_B$	Valor numérico de DNI [W/m <sup>2</sup> ]
$I_{BA}$	Estimación de $I_B$ por el ASI [W/m <sup>2</sup> ]
$I_{BS}$	Medición de $I_B$ por la estación solarimétrica [W/m <sup>2</sup> ]
$I_{Bc}$	Valor de $I_B$ en condiciones de cielo claro [W/m <sup>2</sup> ]
$I_D$	Valor numérico de DHI [W/m <sup>2</sup> ]
$I_{DA}$	Estimación de $I_D$ por el ASI [W/m <sup>2</sup> ]
$I_{DP}$	Estimación de $I_D$ por el modelo de persistencia [W/m <sup>2</sup> ]
$I_{DS}$	Medición de $I_D$ por la estación solarimétrica [W/m <sup>2</sup> ]
$I_{ext}$	Radiación extraterrestre [W/m <sup>2</sup> ]
$I_G$	Valor numérico de GHI [W/m <sup>2</sup> ]
$I_{GA}$	Estimación de $I_G$ por el ASI [W/m <sup>2</sup> ]
$I_{Gmeas}$	Medición de $I_G$ por el piranómetro montado sobre el ASI [W/m <sup>2</sup> ]
$I_{GP}$	Estimación de $I_G$ por el modelo de persistencia [W/m <sup>2</sup> ]
$I_{GS}$	Medición de $I_G$ por una estación SSs [W/m <sup>2</sup> ]

$I(\alpha, \theta)$	Irradiancia de una partícula según su posición en $\alpha$ y $\theta$	$R_{sun}$	Radio del Sol en la imagen [px]
$IPV_c$	Coefficiente píxel-irradiancia en condiciones de cielo claro [ $W/m^2 \cdot px$ ]	$S$	Posición del Sol en la imagen [px]
$\overline{IPV}_c$	Promedio de los últimos valores calculados para $IPV_c$ [ $W/m^2 \cdot px$ ]	$\vec{S}$	Vector formado desde el observador hasta la posición del Sol [px]
$\widehat{IPM}$	Malla de píxel-irradiancia	$\vec{SP}$	Vector que relaciona la posición de la partícula con la posición del Sol en el plano horizontal [px]
$K$	Matriz de parámetros intrínsecos	$t$	Tiempo de predicción
$K_n$	Modelo de cielo claro para DNI	$T_L$	Coefficiente de turbidez de Linke
$K_{n(SSPC)}$	Modelo $K_n$ basado en una función AOD exponencial	$v_\alpha$	Velocidad angular de la partícula en dirección $\alpha$ [ $^\circ/t$ ]
$K_{n(\theta_z)}$	Valor de $K_n$ dado $\theta_z$	$v_\beta$	Velocidad angular de la partícula en dirección $\beta$ [ $^\circ/t$ ]
$m, n$	Tamaño en píxeles de la imagen	$\mathcal{W}^{(*)}$	Función producto logarítmico
$O$	Observador	<i>Caracteres griegos</i>	
$O_D$	Solución de una función AOD	$\alpha$	Ángulo acimutal de una partícula [ $^\circ$ ]
$O_{D(\theta_z)}$	Solución de una función AOD dado $\theta_z$	$\alpha_p$	Ángulo acimutal de una partícula sobre el cielo [ $^\circ$ ]
$O_x$	Posición del observador respecto al eje x [px]	$\alpha_z$	Ángulo acimutal solar [ $^\circ$ ]
$O_y$	Posición del observador respecto al eje y [px]	$\beta$	Ángulo que se forma entre los vectores $\vec{P}$ y $\vec{S}$ [ $^\circ$ ]
$p$	Posición de un píxel en la imagen	$\Delta t$	Intervalo de tiempo discreto entre imágenes
$\vec{P}$	Vector definido desde el origen ( $O$ ) de la imagen hasta la posición de la partícula ( $p$ ) [px]	$\tau$	Transmitancia atmosférica
$\vec{P}_b$	Proyección del $\vec{P}$ sobre el plano horizontal [px]	$\tau_c$	Transmitancia de las nubes
$p_x$	Posición de una partícula respecto al eje x [px]	$\bar{\tau}_c$	$\tau_c$ obtenido a partir de una interpolación RBF considerando $\theta_z$ , el promedio y la desviación estándar del color de una nube
$p_y$	Posición de una partícula respecto al eje y [px]	$\tau_{(\theta_z)}$	Transmitancia atmosférica dado $\theta_z$
$R_s$	Distancia desde el origen de la imagen hasta el límite del cielo [px]	$\theta_z$	Ángulo cenital solar [ $^\circ$ ]
$R_{sky}$	Radio del cielo en la imagen [px]	$\theta$	Ángulo cenital de una partícula [ $^\circ$ ]
		$\theta_p$	Ángulo cenital de una partícula sobre el cielo [ $^\circ$ ]

*Lo bueno de la ciencia es que es cierta independientemente  
de si crees o no en ella.*

Neil deGrasse Tyson (1958 – presente)

# 2

## Caracterización y predicción del recurso

## solar

Este capítulo introduce la terminología básica y los conceptos necesarios para estudiar la predicción del recurso solar. También se describen trabajos relacionados con la medición y predicción de la radiación solar.

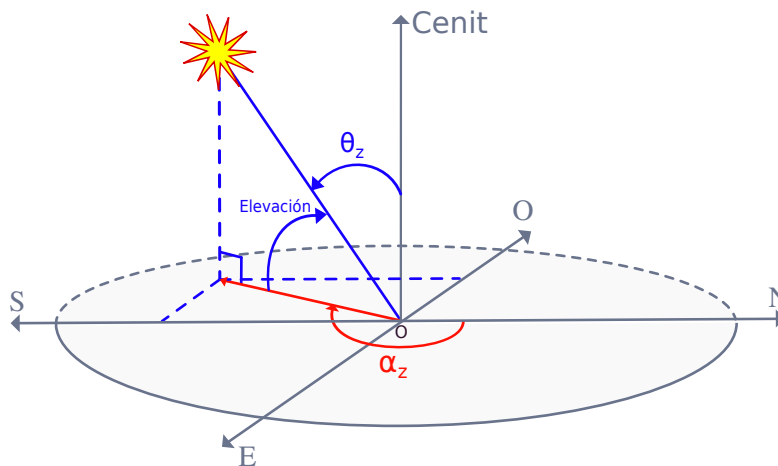
## 2.1. EL SOL

El Sol es considerado por los astrónomos como una estrella enana amarilla en mitad de su ciclo de vida. El Sol lleva a cabo procesos de fusión nuclear en sus profundidades para combinar hidrógeno y formar helio con el fin de liberar una inmensa cantidad de energía. Sus procesos de fusión nuclear durante los últimos millones de años, han permitido que el Sol irradie energía al espacio a un ritmo bastante constante. Esta radiación emitida por el Sol es similar con la de un cuerpo negro calentado a 5772K [120].

La radiación que llega justo por encima de la atmósfera terrestre y se denomina radiación extraterrestre ( $I_{ext}$ ). Esta radiación se refiere a la energía solar que alcanzaría una superficie expuesta directamente al espacio exterior, sin ser afectada por la presencia de la atmósfera. La radiación extraterrestre desempeña un papel fundamental en la comprensión de la disponibilidad total de energía solar y resulta crucial en el diseño y la evaluación de sistemas de energía solar. A causa de la distancia existente entre el Sol y la Tierra, el Sol es considerado como una fuente puntual; por tanto, la irradiancia extraterrestre es inversamente proporcional al cuadrado de la distancia al Sol. El valor de  $I_{ext}$  varía en un rango aproximado del 6.7 % a lo largo del año, como resultado a la trayectoria que sigue la Tierra alrededor del Sol (eclíptica) es excéntrica. A principios de enero, la Tierra alcanza su posición más cercana al Sol (perihelio), mientras que a principios de julio, la Tierra alcanza la distancia máxima respecto al Sol (afelio) [36, 120].

Desde la perspectiva terrestre, la rotación de la Tierra, el Sol y las demás estrellas aparentan realizar un movimiento circular alrededor de la Tierra, con una velocidad aproximada de 360° por día. Para definir la posición del Sol respecto a un observador fijo sobre la superficie de la Tierra se ha desarrollado un sistema de coordenadas esféricas. El ángulo cenital solar ( $\theta_z$ ) se define como el ángulo entre el cenit y el Sol, mientras que el ángulo complementario a  $\theta_z$  es conocido como ángulo de elevación solar. Por otro lado, el ángulo acimutal solar ( $\alpha_z$ ) se mide desde el Norte geográfico en el sentido de las agujas

del reloj hacia el Este geográfico y varía de  $0^\circ$  a  $360^\circ$ ; por tanto, es normal a la superficie de la Tierra [36]. Su representación puede observarse en la Figura 2.1. Los ángulos  $\theta_z$  y  $\alpha_z$  son los dos ángulos que constantemente serán utilizados en este trabajo para definir la posición del Sol.



**Figura 2.1:** Movimiento del Sol con respecto a la Tierra (Vista desde el plano horizontal). El ángulo cenital solar ( $\theta_z$ ) se mide desde el eje cenital hacia el Sol. El ángulo de elevación solar se mide desde el horizonte hasta el Sol. El ángulo acimutal ( $\alpha_z$ ) se mide desde el Norte geográfico, moviéndose hacia el Este geográfico de  $0^\circ$  a  $360^\circ$  (Imagen basada en [120]).

### 2.1.1. COMPONENTES SOLARES

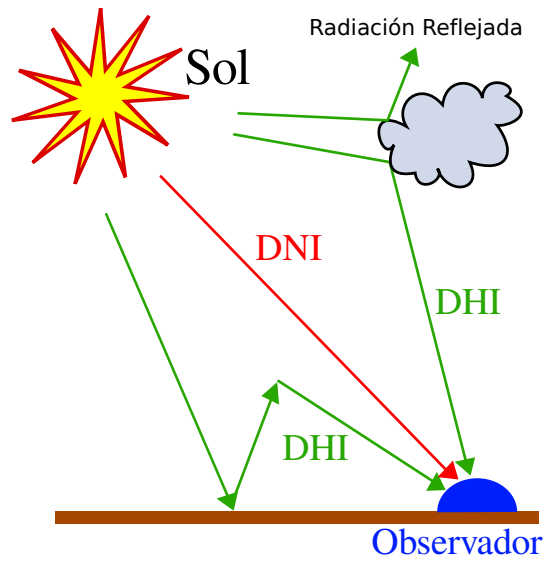
La radiación solar que atraviesa la atmósfera sin dispersión ni absorción se denomina componente de irradiancia normal directa (DNI) y representa la cantidad de radiación que incide de manera normal a una superficie según su dirección de propagación. Por otro lado, la componente de irradiancia horizontal difusa (DHI) es la parte de la radiación solar dispersada por la masa de aire, las partículas de aerosol y el vapor de agua suspendido en la atmósfera terrestre [57], y que es captada por el observador desde diferentes direcciones (Figura 2.2). Usualmente, se utiliza el ángulo cenital ( $\theta_z$ ) como referencia para indicar la dirección de propagación de DNI.  $\theta_z$  se define como el ángulo que se forma entre la dirección de propagación de DNI y una línea perpendicular al horizonte, conocida como cenit. Esta medida angular es fundamental para determinar la incidencia de la radiación solar directa sobre



una superficie específica. La combinación de DNI proyectada sobre el horizonte y DHI se denomina componente de irradiancia horizontal global (GHI) [91, 104]. Por lo tanto, GHI se calcula como:

$$I_G = I_D + I_B \cos(\theta_z), \quad (2.1)$$

donde  $I_G$ ,  $I_D$  e  $I_B$  representan el valor numérico para GHI, DHI y DNI, respectivamente.



**Figura 2.2:** Representación de las componentes de la radiación solar cuando llegan a la superficie terrestre. Cuando la luz solar atraviesa la atmósfera, una parte se dispersa y otra se absorbe. La fracción de la radiación dispersada por moléculas, partículas de aerosol y nubes que incide sobre el observador se denomina DHI. La parte de la luz solar que atraviesa la atmósfera, que no se dispersa ni se absorbe, se denomina DNI. GHI es toda la radiación difusa que llega al instrumento de observación más la suma de la DNI proyectada sobre la superficie horizontal (Imagen generada con base en [120]).

## 2.2. CARACTERIZACIÓN DEL RECURSO SOLAR

Existen varios instrumentos para medir las componentes solares. Los piranómetros se utilizan para medir GHI, añadiendo una sombra que bloquea la luz solar directa, se puede medir DHI. Por otro lado, para medir DNI se emplea un pirheliómetro, el cual utiliza un sistema de seguimiento solar para mantener la superficie de detección alineada de manera normal con la dirección de propagación

de la radiación solar [104]. Estos instrumentos implementados para medir la radiación solar pueden clasificarse según el tipo de tecnología utilizada en radiómetros de termopila y fotovoltaicos. Los radiómetros de termopila miden la irradiancia solar mediante la diferencia entre la temperatura de una zona iluminada y una zona sombreada (efecto Seebeck). Éstos tienen una respuesta espectral muy plana con respecto a la irradiancia para el rango de longitud de onda de 300-3000 nm. Según la norma ISO- 9060 : 2018 (E) y por orden decreciente de precisión, los piranómetros pueden clasificarse en tres grupos: A (*Secondary standard*), B (*First class*) y C (*Second class*). Además, los dispositivos fotovoltaicos, basados en sensores de silicio, miden la corriente de cortocircuito, la cual es proporcional a la irradiancia solar. Estos sensores pueden agruparse en dos categorías: las celdas de referencia y los piranómetros de fotodiodo. Su precisión y costo es inferior al de los radiómetros de termopila y su respuesta espectral está limitada al rango de 300 a 1100 nm. Por lo tanto, las celdas de referencia en condiciones exteriores se consideran las correcciones por temperatura y el desajuste espectral [2]. Aunque los piranómetros y los pirheliómetros son capaces de medir las componentes solares, se ven limitados ante la capacidad de resolver la intermitencia del recurso solar.

#### 2.2.1. SISTEMAS DE VISIÓN PARA PREDICCIÓN DE LA DINÁMICA DEL CIELO

Los sistemas de visión son una de las principales alternativas en desarrollo para evaluar y prever el recurso solar. Estos sistemas de visión presentan dos alternativas principales: las imágenes de satélite y los sistemas de visión tierra-cielo. Una característica principal de las imágenes de satélite es la capacidad de observar una amplia extensión de terreno, por lo que pueden obtener información general de cualquier entorno. No obstante, su resolución espacio-temporal es limitada, debido a que depende de la cantidad de superficie que representa cada píxel, y las imágenes se adquieren a intervalos de varios minutos [69]. Aunado a esto, los sistemas de visión tierra-cielo están restringidos sólo al análisis de las condiciones radiométricas y de nubosidad de un área local; a pesar de ello, tienen mayor resolución espacio-temporal [33]. Por esta razón, los sistemas de visión tierra-cielo son una alternativa

rentable para estimar la radiación solar y predecir la dinámica del cielo con alta resolución espacial y temporal [117]. Estos sistemas de visión son llamados *total-sky imager* o *all-sky imager* (ASI), y existen dos configuraciones principales: i) los sistemas de cámara con lente ojo de pez, que generalmente se orienta directamente hacia el cielo [110]; y ii) los sistemas catadióptricos (retroreflectivos), en los que indirectamente una cámara observa al cielo a través de un elemento óptico reflectivo [118].

La presencia y la dinámica de las nubes afectan notablemente a la irradiancia solar. A raíz de esto, se han utilizado imágenes del cielo para extraer información radiativa en diferentes contextos de cielo [97]. Existen propuestas, como la de Sánchez-Segura et al. [115], en las que se ha determinado la contribución radiativa de cada elemento en el cielo mediante la transformación del valor del píxel a irradiancia en la imagen, generando de esta manera mapas de irradiancia del cielo. Estos métodos de radiancia de píxeles generan diferentes tipos de mapas de irradiancia en función del tipo de la cámara utilizada, ya que hay mapas basados en color (cámaras RGB) o en temperatura (cámaras infrarrojas). En el caso de las cámaras RGB, los mapas de irradiancia del cielo se generan asignando un valor de irradiancia correspondiente al valor de cada píxel [105], mediante un modelo de transferencia radiativa con respecto a cada uno de los canales de la cámara [18, 103] o por medio del efecto radiativo de las nubes en función del tipo de nubes y la cobertura de las mismas [5]. Por otro lado, se han generado mapas de temperatura a partir de la medición de temperatura de cada elemento del cielo al implementar cámaras infrarrojas (radiación entre 8-14 $\mu\text{m}$  de longitud de onda); es decir, se puede calibrar las cámaras infrarrojas para determinar la temperatura de brillo de cada píxel asociando la temperatura de las nubes con la radiancia de las mismas [4]. Además, la combinación de tecnologías de cámaras RGB e infrarrojas (IR) permite la creación de mapas de color-temperatura del cielo [13, 65].

Los mapas de color o temperatura pueden ser transformados en mapas de irradiancia, por ejemplo Dev et al. [33] y Herrera-Carrillo et al. [53] consiguieron calcular GHI, mientras que Alonso-Montesinos y Batlles [7] no sólo estimaron GHI, sino que también propusieron un método para calcular DHI y DNI. Existen otras propuestas para estimar las componentes solares utilizando pequeñas

regiones de las imágenes. Por ejemplo, DNI fue calculado analizando regiones cuadradas de píxeles de tamaño constante alrededor del Sol [32], o como es el caso de Kurtz y Kleissl [67] que propusieron calcular las componentes de irradiancia solar a través del destello producido por la imagen del Sol en la imagen.

### 2.2.2. PREDICCIÓN DE COMPONENTES SOLARES MEDIANTE IMÁGENES

Una de las principales causas de las variaciones de DNI se derivan de la oclusión del Sol por las nubes, por lo que un aspecto principal es estimar la transmitancia de las nubes para fines de predicción de irradiancia solar. Existen esfuerzos para definir la transmitancia de las nubes, entre los que destacan: 1) la implementación de arquitecturas de redes neuronales [71] que requieren la implementación de grandes bases de datos para la etapa de entrenamiento, y 2) la estimación de la transmitancia mediante la medición de la variación del DNI causada por las nubes previamente identificadas en las imágenes [86], esto se resuelve mediante la incorporación de un pirheliómetro y un sistema de seguimiento mecánico, pero utilizar estos instrumentos impacta en el costo del ASI. La estimación de las características temporales de las nubes, como el color, la distribución, la velocidad y la dirección, se ha convertido en una tarea importante en los trabajos de predicción solar.

### SEGMENTACIÓN DE NUBES

Las técnicas de segmentación de nubes se basan en la diferencia de color entre las nubes y el azul del cielo, que predomina durante el día debido al fenómeno del esparcimiento de Rayleigh [16]. Así, se pueden establecer umbrales en la relación de los canales rojo y azul que indican la presencia o ausencia de nubes en el cielo. Estas técnicas incluyen la relación rojo-azul (RBR) [19, 25, 77, 125] y relación normalizada rojo-azul (nRBR) [19, 25, 84, 88]. Cada técnica permite identificar diferentes tipos de nubes según un umbral establecido. Sin embargo, estas técnicas presentan algunas limitan-

tes; por ejemplo, Li et al. [72] afirman que el uso de nRBR dificulta la detección de nubes oscuras. Otras estrategias para segmentar nubes tienen como base el uso de espacios de color distintos al RGB (propio de las cámaras), como es el espacio de color HSV (del inglés *hue, saturation, value* – matiz, saturación, valor)[7, 42, 61, 100]. En los últimos años, se han utilizado redes neuronales para la segmentación de nubes; por ejemplo, Crisosto et al. [27] implementó una red neuronal que, a diferencia de la técnica RBR, relaciona los tres canales de la imagen. Por desgracia, no hay una técnica concreta que proporcione una segmentación ideal de las nubes, ya que esto depende de la cámara utilizada y las características meteorológicas, como son: el tipo de nubes y su relación de posición respecto al Sol y el observador.

## PREDICCIÓN DE IRRADIANCIA SOLAR

Existen diversas técnicas desarrolladas para predecir la variabilidad del recurso solar que dependen del horizonte temporal. En el caso de horizontes temporales largos, que van de 1 a 15 días, se utilizan modelos numéricos que estimar las condiciones atmosféricas, denominados predicciones numéricas del clima (*numerical weather prediction*, NWP, por sus siglas en inglés), las cuales tienen como base modelos físicos que se resuelven mediante métodos numéricos. Estos modelos dependen de una gran base de datos de información radiométrica y climática de la zona geográfica [41, 74]. Además, existen metodologías de predicción con tiempos significativamente más cortos, que van desde minutos hasta unas pocas horas. A pesar de que pueden utilizarse NWP para las estimaciones de irradiancia para estos periodos cortos, gran cantidad de estudios se enfocan en resolver la dinámica del cielo mediante cámaras digitales; ya que los ASI proporcionan información fructífera sobre la variabilidad de la radiación en cada instante, mientras que los piranómetros sólo la proporcionan en forma de mediciones de series temporales. Se han implementado técnicas de correspondencia de bloques y flujo óptico para el seguimiento de nubes. Estas técnicas juegan un papel importante en la predicción de irradiancia a corto plazo [50]. El algoritmo de correspondencia de bloques supone que los objetos se han movido

cuando la posición de los patrones característicos del objeto han cambiado entre dos fotogramas. Para buscar un objeto, una ventana de píxeles es comparada sobre el siguiente fotograma para identificar regiones similares utilizando métricas de precisión, como el error cuadrático medio y la diferencia media absoluta. Algunos algoritmos de correspondencia de bloques utilizados en el seguimiento de nubes son la búsqueda exhaustiva, la búsqueda en tres pasos, la búsqueda en cuatro pasos, la búsqueda en diamante [1], la correlación cruzada [40, 50, 59], y el emparejamiento de bloques de nubes [89]. Las nubes, al no ser cuerpos rígidos, evolucionan tanto en forma, posición e incluso color, tan rápido que en ocasiones logran invalidar la segmentación predefinida [89]; además este tipo de estrategias tienen un alto costo computacional. También, los métodos de flujo óptico suponen que el brillo o el color de un píxel es constante a lo largo de una serie temporal pequeña, por tanto un descriptor de imagen se considera invariante entre dos fotogramas consecutivos [11]. Es así que las técnicas de flujo óptico proporcionan descriptores que se han desplazado entre fotogramas; y dado que se conoce el tiempo de captura entre fotogramas, se puede calcular su velocidad de movimiento. Por desgracia, el flujo óptico es susceptible a los cambios de iluminación y al ruido en las imágenes [116], por ello el desplazamiento y la deformación de las nubes dificultan su correcta identificación. Ante esta perspectiva, la selección adecuada del intervalo de tiempo de captura entre imágenes es un parámetro importante para el seguimiento correcto de las nubes [15, 56, 117]. Los puntos característicos de las nubes (*cloud feature*, CF, por sus siglas en inglés), se han definido implementando descriptores como las esquinas de Harris [22] o la transformación de características invariantes de escala (*scale invariant feature transform*, SIFT, por siglas en inglés) [100]. Asimismo, la velocimetría de imágenes de partículas (*particle image velocimetry*, PIV, por sus siglas en inglés) se ha utilizado en el seguimiento de nubes, aun cuando su costo computacional es alto. Según los resultados de Quesada-Ruiz et al. [94], el tiempo de procesamiento de PIV es de alrededor de 20 a 30 veces mayor que la técnica que ellos implementaron para analizar las mismas imágenes. Por último, una técnica de flujo óptico relevante, que trabaja con bajo desplazamiento de características, que se ha implementado para el seguimiento de nubes [81, 99, 109, 123] es

aquella desarrollada por Lucas y Kanade [75].

Independiente de la técnica de seguimiento de las nubes que se utilice, ya sea una técnica de correspondencia de bloques o de flujo óptico, se pueden establecer diferentes enfoques para calcular el efecto de las nubes en las componentes solares. Por ejemplo, Radovan et al. [95] implementaron una estrategia de reconocimiento del contorno de las nubes candidatas a cubrir el Sol, para definir su centroide y estimar el grado de cobertura del Sol. A su vez, en el estudio de Quesada-Ruiz et al. [94], se estableció una rejilla de círculos concéntricos de máscaras binarias para definir la cercanía de las nubes al Sol. De esta manera, los círculos más cercanos al Sol son aquellos que se utilizan para las predicciones de los primeros minutos.

### 2.3. MODELOS DE CIELO CLARO

La disponibilidad de la irradiancia solar en condiciones de cielo claro es de suma importancia en el diseño de tecnologías que aprovechan la energía solar, ya que permite establecer condiciones extremas a la que el sistema será sometido [31]. Es así que se han realizado esfuerzos importantes por desarrollar modelos de cielo claro que describan el comportamiento de las componentes solares en condiciones de cielo claro. Estos modelos han sido implementados para la predicción de la potencia de los sistemas fotovoltaicos [39] para mitigar el efecto de la intermitencia solar en la producción de energía solar de concentración [15], e incluso, para determinar la transmitancia de las nubes ( $\tau_c$ ) mediante imágenes de todo el cielo [87].

Según Liu y Jordan [73], es posible determinar las condiciones de cielo claro para cada componente solar mediante la división de cada componente solar entre  $I_{ext}$  en relación al horizonte. Hasta la fecha, existen varios modelos de cielo claro que ofrecen diferentes precisiones y que dependen de distinta información de entrada. La mayoría de ellos están calibrados usando información local, por ende, su extrapolación a condiciones más generales es bastante limitada [107]. Esta es una de las razones por

las que existen investigaciones que se han dedicado a comparar el rendimiento de varios modelos de cielo claro en diferentes tipos de clima [8, 60, 114], de manera que se pueda determinar el modelo que presenta el mejor rendimiento en condiciones de cielo claro.

Es importante mencionar que los modelos de cielo claro pueden clasificarse como modelos físicos o empíricos según la naturaleza de sus parámetros de entrada. Los modelos físicos tienen como base modelos de transferencia radiativa que calculan la disminución de la irradiancia solar al atravesar las diferentes capas de la atmósfera, teniendo un coste computacional significativamente mayor que los modelos empíricos [8, 47]. El software `libRadtran` es un ejemplo de software especializado diseñado para resolver el cálculo de transferencia radiativa y puede calcular radiancia, irradiancia y flujos actínicos en las regiones espectrales solar y térmica, mediante el uso de una amplia base de datos de variables atmosféricas [38, 49]. Algunos ejemplos de estos modelos son McClear [70], *Solar Irradiance Scheme* SOLIS [82] y el algoritmo MC-SAF MAGIC [83]. Por otro lado, los modelos empíricos desarrollan expresiones analíticas para estimar la irradiancia solar utilizando variables de entrada como la geometría Sol-Tierra y parámetros atmosféricos. Los parámetros de entrada de tipo geometría Sol-Tierra más utilizados son  $I_{ext}$  en función del día del año,  $\theta_z$  y las coordenadas geográficas propias del lugar de estudio, como son la latitud, la longitud y la altitud. Un ejemplo de modelo empírico que solamente utiliza  $\theta_z$  en conjunto con una red neuronal artificial es aquel desarrollado por Chu et al. [24]. Además, los parámetros atmosféricos utilizados en estos modelos están relacionados con partículas que dispersan o reducen la radiación solar, como son: las partículas de aerosoles, el vapor de agua, el ozono, el dióxido de nitrógeno, entre otros. También hay parámetros atmosféricos que están estrechamente relacionados con la longitud de onda de la radiación solar, como la turbidez y el exponente de Ångström [114]. Otra variable ampliamente utilizada que representa la profundidad óptica recorrida por la luz solar es la masa de aire relativa, la cual se relaciona estrechamente con  $\theta_z$  y la altitud del lugar. Algunos ejemplos de modelos de cielo claro que utilizan la masa de aire relativa son Atlas europeo de radiación solar (*European solar radiation atlas*, ESRA, por sus siglas en inglés) [101], HELIOSAT 1



y HELIOSAT 2 [102]. Asimismo, algunos autores han simplificado el número de parámetros atmosféricos que afectan a la radiación solar mediante una variable, tal es el caso del coeficiente de turbidez de Linke ( $T_L$ ). Sin embargo, debido a los cambios climáticos, los parámetros atmosféricos varían a lo largo del año, por lo que la incertidumbre de su medición o los errores de estimación hacen que los modelos de cielo claro que dependen de ellos sean imprecisos. Por ello, se están realizando esfuerzos para desarrollar modelos que contemplen todas estas variables. Por ejemplo, Cucumo et al. [29] propusieron una función polinómica progresiva, que depende del día del año para calcular el factor de turbidez medio; Marif et al. [76] propusieron un  $T_L$  exclusivo para las regiones de Adrar, Argelia, utilizando 23 meses de datos solares. Por tanto, la precisión de estos parámetros atmosféricos depende de la cantidad y calidad de días de cielo claro utilizados junto con la ecuación empírica que determina el modelo matemático. Los errores en los modelos de cielo claro pueden influir en los resultados científicos, e incluso, en las decisiones y acciones industriales. Además, las validaciones de los modelos de cielo claro suelen estar sesgadas por las condiciones geográficas, la selección de los días de cielo claro o incluso las métricas de rendimiento seleccionadas [114]. Por lo tanto, un modelo de cielo claro de alta precisión cuya calibración no dependa de las características geográficas y climáticas puede mejorar significativamente la viabilidad de la tecnología solar.

#### 2.4. CORRECCIÓN DE DISTORSIONES EN IMÁGENES

Las imágenes omnidireccionales presentan grandes distorsiones debido al amplio campo de visión o *field of view* (FOV, por sus siglas en inglés) de las cámaras con lente ojo de pez o sistemas catadióptricos utilizados. Es así que es necesario realizar un proceso de corrección de la distorsión de la imagen para obtener un mapeo adecuado de un espacio en tres dimensiones al plano de la imagen (dos dimensiones). La relación entre el espacio tridimensional y el espacio bidimensional se obtiene a través de los parámetros extrínsecos e intrínsecos de la cámara. Utilizando los parámetros extrínsecos, los pun-

tos del mundo se transforman en coordenadas en la cámara, mientras que dichas coordenadas en la cámara se mapean al plano de la imagen utilizando los parámetros intrínsecos.

A partir del modelo de perspectiva estándar de una cámara, los puntos de la escena  $Q_w$  se asignan a un punto de la imagen  $C$ , llamado centro óptico de la cámara. La línea que une a  $C$  y el punto de la escena se intersecta con el plano de imagen en un punto bidimensional  $q$ , generando las coordenadas de la imagen del punto de la escena  $Q_w$ ; esta relación viene dada por:

$$\beta q = M Q_w, \quad (2.2)$$

donde  $M \in \mathbb{R}^{3 \times 4}$  es una matriz de proyección,  $Q_w \in \mathbb{R}^4$  es un punto de escena homogéneo,  $q \in \mathbb{R}^3$  representa un punto de imagen homogénea y  $\beta$  es un número escalar [127]. La Ec. 2.2 puede reescribirse como:

$$\beta q = K[R|t]Q_w, \quad (2.3)$$

donde la matriz de proyección está formada por la matriz de parámetros intrínsecos  $K$  y las matrices de rotación  $R$  y traslación  $t$  correspondientes a los parámetros extrínsecos de la cámara. Los parámetros intrínsecos se refieren a la óptica de la cámara, como la distancia focal y la distorsión del objetivo [127]. Por lo tanto, la matriz intrínseca de la cámara se define como:

$$K = \begin{bmatrix} f_u & 0 & u_0 \\ 0 & f_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2.4)$$

donde  $f_u$  y  $f_v$  son las distancias focales que se miden en términos de las longitudes unitarias a lo largo de las direcciones  $u$  y  $v$  [127]. Sin embargo, las cámaras omnidireccionales suelen producir distorsiones radiales y tangenciales que se modelan a través de los coeficientes de distorsión radial [121]. Estos

coeficientes están expresados en el vector de coeficientes de distorsión  $D$  y se describe como:

$$D = [k_1, k_2, k_3, k_4], \quad (2.5)$$

donde  $k_1$  a  $k_4$  son los coeficientes de distorsión radial de primer a cuarto orden.

#### 2.4.1. MÉTRICAS DE EVALUACIÓN DE DESEMPEÑO

Para cuantificar el desempeño de las metodologías que se desarrollan en esta tesis, se comparan los datos medidos por la estación solarimétrica secundaria estándar contra los resultados calculados mediante el ASI. Se utilizan varias métricas estadísticas para evaluar el rendimiento de las estrategias desarrolladas, entre las cuales se incluyen el error cuadrático medio (*root mean square error*, RMSE), el error de sesgo medio (*mean bias error*, MBE) y el error absoluto medio (*mean bias error*, MAE), métricas expresadas en  $\text{W/m}^2$ . Sumado a esto, también se utilizan métricas normalizadas, las cuales incluyen el error cuadrático medio normalizado (nRMSE), el error de sesgo medio normalizado (nMBE) y el error absoluto medio normalizado (nMAE), expresadas en porcentaje [43]. Según Chu y Coimbra [23], el cálculo de estas métricas se realiza de la siguiente manera:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (I_{x(ASI)_i} - I_{x(SS)_i})^2}, \quad (2.6)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |I_{x(ASI)_i} - I_{x(SS)_i}|, \quad (2.7)$$

$$MBE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (I_{x(ASI)_i} - I_{x(SS)_i}), \quad (2.8)$$

$$nRMSE = \frac{100 * RMSE}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{x(SS)_i}}, \quad (2.9)$$

$$nMAE = \frac{100 * MAE}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{x(SS)_i}}, \quad (2.10)$$

$$nMBE = \frac{100 * MBE}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{x(SS)_i}}, \quad (2.11)$$

donde  $N$  es la cantidad de datos, y el sufijo  $x$  representa una de las componentes de irradiancia solar (DNI, DHI o GHI). Además, ASI y SSs representan los valores calculados por el ASI y los valores medidos por la estación solarimétrica estándar, respectivamente.

La métrica *Skill* es utilizada para comparar la predicción del ASI contra el modelo de persistencia. El objetivo del *Skill* es normalizar los resultados de precisión de la predicción mediante la comparación con los resultados de un modelo de referencia [34]. El modelo de persistencia supone que el valor medido permanece constante durante el tiempo de predicción [78]. Según Nouri et al. [87], el *Skill* se calcula de la siguiente manera:

$$Skill = \begin{cases} 1 - \frac{RMSE}{RMSE_p}, & \text{if } RMSE < RMSE_p \\ \frac{RMSE_p}{RMSE} - 1, & \text{if } RMSE > RMSE_p \end{cases} \quad (2.12)$$

donde  $RMSE_p$  es el RMSE del modelo de referencia. El *Skill* es una métrica que indica cuántas veces el desempeño de un modelo ha sido mejor (+) o peor (−) en comparación contra otro modelo utilizado como referencia. Sin embargo, para hacer una comparación realista con otras estrategias, es necesario utilizar los mismos datos de prueba, ya que es poco probable que las condiciones climáticas sean similares para diferentes ubicaciones y para diferentes momentos.

*El aspecto más triste de la vida es que la ciencia, reúne el conocimiento más rápidamente que la sociedad, la sabiduría.*

Isaac Asimov (1920 – 1992)

# 3

## Metodología

A lo largo de este capítulo se presenta la metodología utilizada para llevar a cabo la presente tesis de doctorado. Primero, se discute la metodología para el cálculo de la irradiancia solar a partir de la propuesta de un modelo de píxel-irradiancia aplicada a imágenes capturadas por la cámara de un sistema ASI. También se detalla el diseño, la configuración de los elementos ópticos y la electrónica que componen al sistema ASI. Segundo, se describe la propuesta y el desarrollo de un modelo empírico de cielo claro de ajuste diario, que es utilizado como referencia para calcular la DNI máxima teórica

utilizada como referencia para el proceso de predicción solar. Por último, se expone una metodología para predecir la irradiancia solar a partir de imágenes capturadas por el ASI mediante la implementación de la teoría de píxel-irradiancia (primera sección), el cálculo del DNI para condiciones de cielo claro (segunda sección) y una propuesta de mapeo angular para calcular la dirección y velocidad de nubes en el cielo. El ASI implementado y diseñado (Sección 3.3) presenta diferencias en los materiales seleccionados para el ASI de la Sección 3.1.

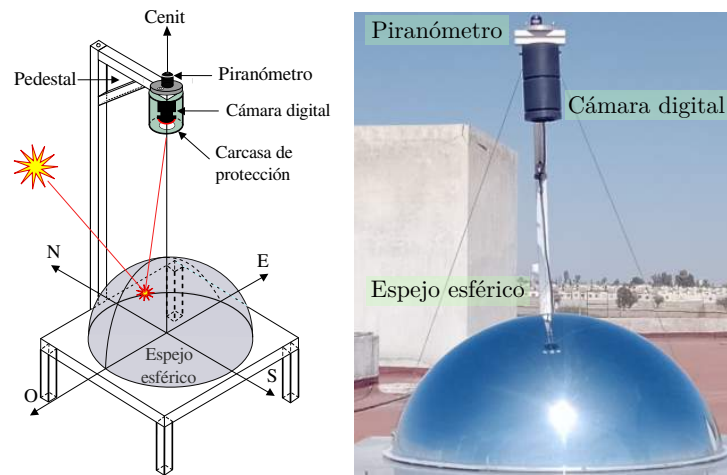
### 3.1. ESTIMACIÓN DE COMPONENTES SOLARES

En esta sección se describe la metodología propuesta para la estimación de las componentes solares a partir de la medición de un piranómetro y el procesamiento de imágenes del cielo capturadas por el sistema ASI.

#### 3.1.1. MATERIALES

El ASI diseñado y construido (Figura 3.1) para la estimación de las componentes solares cuenta con una cámara NILECAM30 construida por E-con systems. Esta cámara posee una lente convergente de  $120^\circ$  FOV. Su eje óptico se encuentra alineado al eje cenital y observa el cielo a través de un espejo semiesférico de aluminio de 18 pulgadas de diámetro. El objetivo del espejo semiesférico es incrementar el FOV de la cámara a  $2\pi$  estereorradianes ( $sr$ ) debido a que el espejo permite recoger una luz proveniente de diferentes ángulos y reflejarla hacia la lente [90]. La cámara cuenta con un sensor AR0330 CMOS RGB de 8 bits de profundidad y fue programada para capturar imágenes con una resolución de 3.4MP.

Dado que la cámara no cuenta con un sistema mecánico para regular el diámetro de la pupila de entrada (apertura fija), se utilizaron dos parámetros para regular la entrada de iluminancia del cielo. El tiempo de exposición de la cámara es el primer parámetro a considerar. El mínimo tiempo de ex-



**Figura 3.1:** a) Vista isométrica del sistema ASI diseñado; b) Sistema ASI desarrollado y ubicado en el Centro de Investigaciones en Óptica-Aguascalientes ( $21.8447^{\circ}$ N latitud y  $102.3438^{\circ}$ O longitud).

posición (0.1ms) fue establecido como constante en todos los experimentos. Sin embargo, un gran número de píxeles de la cámara se saturan, especialmente en la región del cielo donde se encuentra el Sol, debido a la elevada iluminancia solar. Como resultado, la imagen del Sol y varias regiones de nubes blancas no tienen información que analizar. Otros trabajos han utilizado una banda de sombra mecánica para bloquear al Sol en todo momento, por desgracia esta banda también bloquea parte del cielo, minimizando la información de nubes cercanas al Sol [6, 17, 18]. Así, el segundo parámetro para minimizar la iluminancia solar a considerar consiste en añadir un filtro óptico externo. Un filtro de vidrio de sombra #6 color verde fue seleccionado para regular la entrada de iluminancia del cielo. El filtro tiene una transmitancia máxima del 0.7% en la longitud de onda de 555 nm, que corresponde a un tono de color verde del espectro visible. Pero, en las demás longitudes de onda del espectro visible, el filtro reduce la transmitancia casi a cero. Por lo tanto, el filtro obliga al ASI a trabajar con un espectro monocromático, es decir, sólo utiliza el canal verde para el análisis de imágenes. Por esta razón, el modelo de estimación de la componente solar se desarrolla utilizando únicamente el canal verde. Los canales rojo y azul no se utilizan para el procesamiento de imágenes en esta sección, ya que el filtro

reduce de manera significativa la transmitancia para dichas longitudes de onda. Asimismo, para el desarrollo matemático, se consideran los tres canales de la cámara, lo que permite una comprensión más completa del modelo de estimación de la componente solar. Este enfoque del filtro tiene varias ventajas: el vidrio de sombra #6 color verde es barato, requiere poco mantenimiento, es fácil de adquirir y sustituir debido a su amplia disponibilidad en el mercado. Además, proporciona el nivel de control de la iluminancia necesario para minimizar la radiación del Sol. Debido a que el ASI está expuesto al intemperie, una carcasa cilíndrica (ver Anexo B) fue diseñada para proteger a la cámara de la humedad y el polvo del ambiente. Esta carcasa permite utilizar un filtro óptico enseguida de la lente de la cámara.

El ASI se localiza en el Centro de Investigaciones en Óptica-Unidad Aguascalientes ( $21.8447^{\circ}$ N latitud y  $102.3438^{\circ}$ O longitud) y está situado en la azotea más alta, para evitar que los objetos circundantes bloqueen la imagen del cielo. Dado que el ASI se encuentra ubicado en el hemisferio norte geográfico, el pedestal que soporta la cámara se alineó en el eje geográfico Norte-Sur y se colocó en el lado norte del espejo para minimizar el número de veces que el Sol sea bloqueado, tanto por la cámara como por el pedestal. El ASI cuenta con un piranómetro Apogee SP-215, clasificado como clase C según la norma ISO 9060:2018. Este piranómetro tiene una respuesta espectral que va desde 360 nm a 1120 nm y está situado sobre la cámara, con el objetivo de no obstruir la imagen del cielo. A diferencia de un radiómetro, el piranómetro no tiene la capacidad de medir la potencia específica de cada longitud de onda en el espectro solar. No obstante, en este estudio se emplea el piranómetro con el objetivo de estimar la componente GHI sin necesidad de realizar dicha identificación detallada. Las mediciones de GHI del piranómetro son utilizadas como referencia tanto en el proceso de estimación instantánea de las componentes solares como en el proceso de predicción de irradiancia (ver Sección 3.3). Se utiliza un módulo convertidor analógico-digital ADS1115 en conjunto con una tarjeta Arduino Mega2560 rev3, basada en el microcontrolador ATmega2560, que convierte la señal de medición del piranómetro [V] en un valor de irradiancia [ $\text{W}/\text{m}^2$ ] con una resolución de 15 bits. La medición de GHI se calcula mediante el promedio de 6 mediciones con una frecuencia de 10 seg, de



manera que se obtiene una medición de GHI por cada imagen capturada del cielo. El Arduino Mega envía la medición de GHI a una tarjeta de desarrollo Jetson Nano, cuando esta la solicita (1 vez por minuto). El módulo ASD1115 se comunica con la tarjeta Arduino Mega mediante el protocolo I2C, mientras que el Arduino Mega y la tarjeta Jetson Nano comparten información mediante comunicación serial. La tarjeta Jetson Nano es un ordenador para aplicaciones integradas que se encarga de almacenar y procesar las imágenes del cielo capturadas por la cámara.

### 3.1.2. ESTIMACIÓN INSTANTÁNEA DE LAS COMPONENTES SOLARES

Suponiendo que el cielo observable es una semiesfera que se puede discretizar en pequeñas partículas, y que estas partículas se pueden considerar como fuentes radiativas que inciden en una superficie horizontal con un ángulo  $\theta$  respecto al cenit, entonces la Ec. (2.1) puede expresarse de la siguiente manera:

$$I_G = \int_0^{2\pi} \int_0^{\pi/2} I(\alpha, \theta) \cos(\theta) d\theta d\alpha, \quad (3.1)$$

donde  $I_G$  representa el valor de GHI, la primera integral define la posición angular ( $\alpha$ ) de cada partícula en un plano horizontal referido desde el Norte en dirección Este, mientras que la segunda integral define la posición angular ( $\theta$ ) con respecto al cenit. El propósito de esta doble integral es definir al cielo como una semiesfera.  $I(\alpha, \theta)$  es considerado como el valor de irradiancia ( $\text{W/m}^2$ ) de cada partícula en el cielo en relación a su interacción con la luz solar. Bajo esta consideración, las componentes de irradiancia solar pueden relacionarse con una imagen tomada del cielo por el ASI.

### 3.1.3. IMAGEN DEL CIELO

La imagen del cielo puede considerarse como la proyección sobre un plano en 2D de una semiesfera en 3D ( $2\pi\text{sr}$ ), como lo muestra la Figura 3.2. Este planteamiento permite asignar cada partícula de la

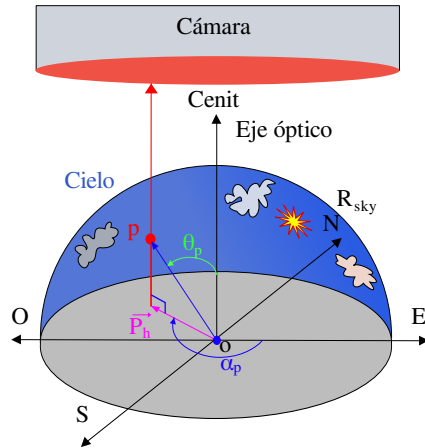
imagen del cielo (píxeles) a una posición angular definida  $(\alpha_p, \theta_p)$ . Así, cada partícula radiante que proviene del cielo y que es capturada por la cámara será cuantificable dentro de una matriz de intensidad. El ángulo acimutal de cada partícula en el cielo  $(\alpha_p)$  puede calcularse utilizando la proyección sobre el plano horizontal  $(\vec{P}_b)$  del vector formado desde el observador ( $O$ ) hasta la posición de la partícula ( $p$ ) en el cielo de la siguiente manera:

$$\tan(\alpha_p) = \frac{p_y - O_y}{p_x - O_x}. \quad (3.2)$$

Además, el ángulo referido al cenit  $(\theta_p)$  se define como sigue:

$$\sin(\theta_p) = \frac{\|\vec{P}_b\|}{R_{sky}}, \quad (3.3)$$

donde  $R_{sky}$  es el radio del cielo en la imagen.



**Figura 3.2:** Modelo geométrico del cielo captado por el ASI a través de la cúpula esférica. El cielo se considera como una semiesfera.

### 3.1.4. CORRECCIÓN DE DISTORSIÓN DE IMÁGENES DEL CIELO

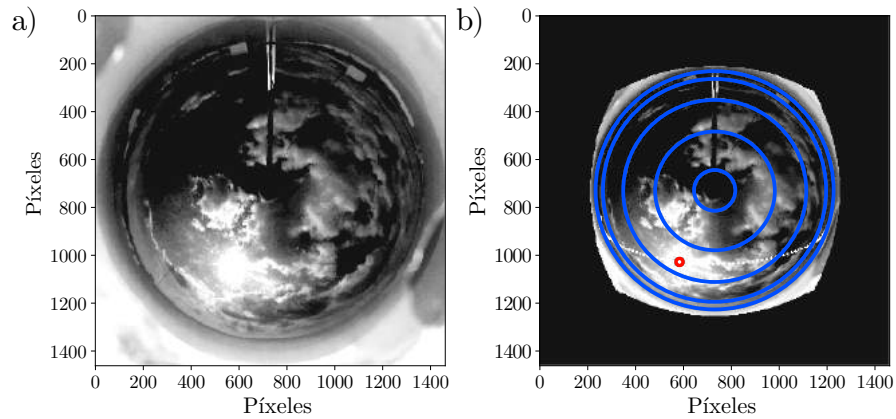
Mediante el módulo Fisheye de la biblioteca **OpenCV**, los parámetros  $K$  y  $D$  fueron calculados para modificar las distorsiones de la imagen del cielo captada por el ASI. Dado que no se buscó aplanar la

perspectiva del cielo en la imagen, no se utilizó el típico tablero de ajedrez para obtener los parámetros  $K$  y  $D$ . Este tipo de calibración de imágenes compromete información del cielo en valores grandes de  $\theta$  ya que produce gran distorsión en los bordes de la nueva imagen. Por ello, algunos autores, que han implementado esta estrategia de calibración, recomiendan truncar la imagen para  $\theta \leq 70^\circ$  [5, 20]. En cambio, en este trabajo, el enfoque de calibración consiste en modificar la distorsión esférica de la imagen para obtener la proyección de cualquier punto del cielo sobre el plano de la imagen. Esta propuesta de calibración de imagen del cielo se llevó a cabo mediante un proceso iterativo que se describe a continuación:

Tomando en cuenta que el centro de la cámara está alineado con el plano de la imagen, el centro de la cámara se selecciona a modo de punto principal para la imagen del cielo y es centrado a través de los parámetros  $u_0$  y  $u_1$ . Además, los coeficientes  $f_u$  y  $f_v$  se determinaron considerando mantener la forma circular del borde del cielo. Como resultado, la desalineación entre el cenit y los ejes del domo y la cámara son corregidos mediante  $K$ .

El segundo paso es calcular los parámetros del vector  $D$ . Para ello, primero son calculados los ángulos solares mediante la biblioteca `PySolar` (basada en el algoritmo desarrollado por Reda y Andreas [96]). Después, la posición angular del Sol en la imagen es determinada por el centro de masa de píxeles saturados. Únicamente imágenes con poca o nula nubosidad son utilizadas para evitar píxeles saturados provenientes de nubes. Finalmente, la posición angular del Sol calculada por `PySolar` se comparará contra la posición angular calculada por el centro de masa de los píxeles saturados de la imagen. En caso de que la diferencia de estos valores angulares no supere el límite mínimo discreto (un píxel), el proceso a partir del segundo paso es repetido, modificando los coeficientes de  $D$  hasta que la diferencia entre los valores angulares del Sol sea inferior al límite de píxeles definido.

El resultado de utilizar esta estrategia de transformación a una imagen del cielo, es la proyección del cielo como una semiesfera en el plano de la imagen. Por lo tanto, cada píxel del cielo representa un ángulo sólido según su posición angular con respecto al cenit. Los píxeles más alejados del cenit



**Figura 3.3:** Aberración esférica de la imagen captada por la cámara del ASI. a) Imagen original aplicando el método de eualización de histogramas. b) Proyección del cielo sobre el plano horizontal. La trayectoria del Sol (línea blanca punteada) calculada por la biblioteca Pysolar. Círculos concéntricos cada  $20^\circ$  en azul.

representan un ángulo sólido mayor que aquellos más cercanos al cenit. La Figura 3.3 muestra un ejemplo de la imagen del cielo resultante después de ser modificada.

### 3.1.5. MÁSCARA DE IRRADIANCIA HORIZONTAL

Una vez obtenida la representación esférica del cielo utilizando los parámetros  $K$  y  $D$ , es posible calcular para  $I_G$  la contribución de cada partícula del cielo implementando una máscara de irradiancia horizontal (*horizontal irradiance mask*, HIM, por su siglas en inglés). La HIM es una imagen que representa la distribución de la componente horizontal por píxel y se calcula de la siguiente manera:

$$HIM = \cos(\theta_p). \quad (3.4)$$

Es por ello, que el valor máximo de HIM es uno en el cenit ( $\theta_p = 0^\circ$ ), mientras que su valor mínimo, que es cero, coincide en todo el horizonte del cielo ( $\theta_p = 90^\circ$ ). La HIM permite determinar el valor de incidencia de la irradiancia horizontal equivalente a partir del valor medido por los píxeles de la cámara, los cuales son considerados como un valor discreto de irradiancia procedente de una semiesfera. Por

lo tanto, cada píxel (partícula) de la imagen del cielo se relaciona con su factor “ $\cos(\theta)$ ” resolviendo la Ec. (3.1).

### 3.1.6. TAMAÑO ESTÁNDAR DEL SOL EN LA IMAGEN

Mediante los ángulos solares calculados por la librería PySolar, la imagen del Sol en la imagen es eliminada mediante una máscara circular de radio del Sol ( $R_{sun}$ ).  $R_{sun}$  fue medido de manera experimental en varias imágenes con escenarios de cielo claro. Independiente de la posición del Sol, el tamaño de la máscara  $R_{sun}$  se consideró constante a lo largo de todo el experimento. Se tomó esta decisión con el objetivo de evitar la necesidad de agregar un proceso de segmentación para identificar los píxeles del Sol en la imagen. El propósito de esta máscara es aislar los píxeles saturados del disco solar para después estimar  $I_D$  y  $I_B$ .

### 3.1.7. TRANSFORMACIÓN DE VALOR DEL PÍXEL EN IRRADIANCIA

La irradiancia del cielo registrada por la cámara está representada por un valor digital que depende de la resolución de la imagen, la cantidad de canales utilizados y su profundidad de color, por lo que la Ec. (3.1) puede reescribirse de la siguiente manera:

$$I_G = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m f(I, i, j) \cos \theta_{p(i,j)}; \text{ para } 0 \leq \theta_{p(i,j)} \leq \frac{\pi}{2}, \quad (3.5)$$

donde  $f(I, i, j)$  es una función que mapea a un espacio discreto la irradiancia de las partículas según su posición angular  $\alpha$  y  $\theta$  ( $I_{(\alpha,\theta)}$ ), correlacionando el valor de los canales RGB y la posición discreta  $(i, j)$  de cada píxel. Los límites  $m$  y  $n$  representan el tamaño de la imagen. La estrategia propuesta para definir  $f(R, G, B, i, j)$  se describe a continuación:

1. Obtener una representación esférica del cielo. La imagen del cielo capturada por el ASI es modificada aplicando los parámetros  $K$  y  $D$  (ver Sección 3.1.4).

2. La imagen resultante de 1 y HIM son multiplicadas píxel a píxel con el objetivo de obtener la imagen  $G_I$ .  $G_I$  podría ser directamente proporcional a  $I_G$ , pero como la radiación directa del Sol produce píxeles saturados (no información) y está contenido en  $G_I$ , no se puede proponer un valor de coeficiente de irradiancia por píxel para calcular  $I_G$ . Sin embargo, dos imágenes a partir de  $G_I$  son extraídas utilizando la posición aparente del Sol y la máscara  $R_{sun}$ . Una imagen muestra el disco solar aislado ( $B_I$ ) mientras que la otra imagen contiene la información radiométrica del cielo ( $D_I$ ). Esto puede expresarse como sigue:

$$G_I = D_I + B_I. \quad (3.6)$$

3. Por último, considerando que DHI se representa en  $D_I$ , la suma de los valores de cada píxel en  $D_I$  es directamente proporcional a  $I_D$ . Por lo tanto, el valor del píxel en irradiancia (*irradiance pixel value*, IPV, por sus siglas en inglés) e  $I_D$  se relacionan con  $D_I$  de la siguiente manera:

$$I_D = IPV \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m D_{I(i,j)}. \quad (3.7)$$

De este modo, IPV es un coeficiente de proporcionalidad que permitirá calcular  $I_D$  a través de una imagen de cielo completo.

### 3.1.8. CALIBRACIÓN PÍXEL-IRRADIANCIA

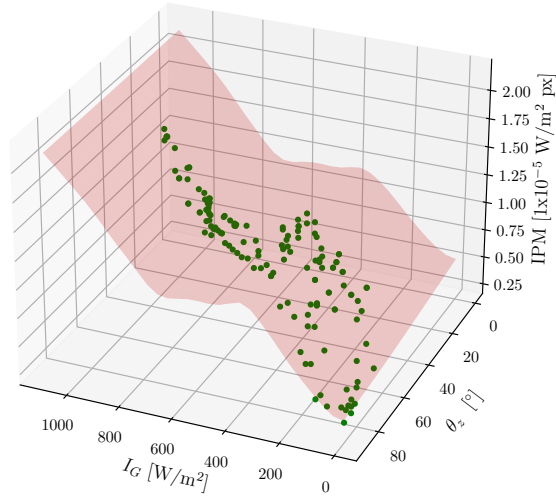
El proceso de calibración de valor de píxel a irradiancia se describe a continuación. Primero, se seleccionan manualmente imágenes del cielo con distintos  $\theta_z$  contemplando distintas condiciones de nubosidad. Esto se realiza con el objetivo de establecer intervalos de interpolación con valores extremos de IPV, debido a que el error aumenta al interpolar un valor fuera del rango de interpolación. Después, la interpolación se construye utilizando los valores de IPV calculados a partir de la Ec. (3.7), las imágenes del cielo capturadas por el ASI y las mediciones específicas de  $I_G$  de la estación SSs ( $I_{GS}$ ).

IPV no es un valor único debido a que la respuesta de cada píxel de la cámara no es lineal ni homogénea, además es importante considerar que existen distintas condiciones posibles de iluminancia del cielo, es por ello que IPV debe modelarse probablemente con un polinomio desconocido. Ante esta perspectiva, se propone un método de interpolación para obtener una solución general, denotada como  $\widehat{IPM}$  (malla de píxeles de irradiancia), para todas las condiciones del cielo. Para aproximar  $\widehat{IPM}$ , una interpolación multidimensional de función de base radial (*radial basis function*, RBF por sus siglas en inglés) fue construida mediante el conjunto de  $I_{GS}$ ,  $\theta_z$  y su correspondiente IPV calculado con Ec. (3.7). En este trabajo, se optó por utilizar la interpolación RBF de tipo lineal debido a que demostró tener un menor RMSE en comparación con otras interpolaciones RBF probadas, como la gaussiana, la lineal, la cúbica, la inversa, entre otras.

Con la finalidad de obtener una estimación precisa de  $I_D$  mediante la utilización de una malla  $\widehat{IPM}$  y la interpolación RBF, se llevó a cabo un proceso iterativo de selección manual de imágenes. Luego de varias iteraciones, se logró identificar una combinación de 63 imágenes adecuada para construir una malla  $\widehat{IPM}$  lo suficientemente robusta. El proceso de selección manual de imágenes fue crucial para garantizar la precisión y fiabilidad de la aproximación de  $I_D$  mediante la malla  $\widehat{IPM}$ . Estas imágenes se distribuyen de la siguiente manera: 14 de día soleado, 17 de día parcialmente soleado y 32 de día parcialmente nublado. Dado que los escenarios parcialmente nublado cubren valores de  $I_B$  cercanos a cero, se decidió que no eran necesarias incluir en la calibración las condiciones de día lluvioso ni nublado. La malla de solución  $\widehat{IPM}$  se muestra en la Figura 3.4. Los IPV calculados son representados como puntos verdes. Los valores específicos de IPV obtenidos a partir de la malla  $\widehat{IPM}$  utilizando  $I_{Gmeas}$  y  $\theta_z$  se denotarán como IPM.

### 3.1.9. ESTIMACIÓN DE $I_D$ Y $I_B$ A PARTIR DEL ASI

En esta sección, se describe el algoritmo que estima los valores de DNI ( $I_{BA}$ ) y DHI ( $I_{DA}$ ). A partir de la construcción de  $\widehat{IPM}$  (Sección 3.1.8), la medición del piranómetro colocado en el ASI ( $I_{Gmeas}$ ) y



**Figura 3.4:**  $\hat{IPM}$  es una malla de interpolación construida por  $GHI_s$ ,  $\theta_z$  y valores IPV. Los puntos verdes son valores de IPV obtenidos a partir de 63 imágenes seleccionadas manualmente capturadas con diferentes condiciones meteorológicas y parejas de  $I_G$  y  $\theta_z$ . IPM es un valor específico de  $IPM$  utilizado para modular  $I_{DA}$ .

$\theta_z$  (calculado por la biblioteca Pysolar) se puede extraer IPM. Entonces, mediante la Ec. (3.7) e IPM,  $I_{DA}$  puede calcularse como sigue:

$$I_{DA} = IPM \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m I_{D(i,j)}. \quad (3.8)$$

Finalmente,  $I_{BA}$  se calcula mediante las Ecs. (2.1) y (3.8) de la siguiente manera:

$$I_{BA} = \begin{cases} \frac{I_{Gmeas} - I_{DA}}{\cos(\theta_z)}; & \text{Si } 0 \leq \theta_z < \pi/2 \\ 0; & \text{Otro.} \end{cases} \quad (3.9)$$

A continuación se detalla todo el proceso para obtener  $I_{DA}$  e  $I_{BA}$  (ver Figura 3.5):

- i. Una imagen del cielo es capturada por la cámara del ASI, al mismo tiempo que se realiza la

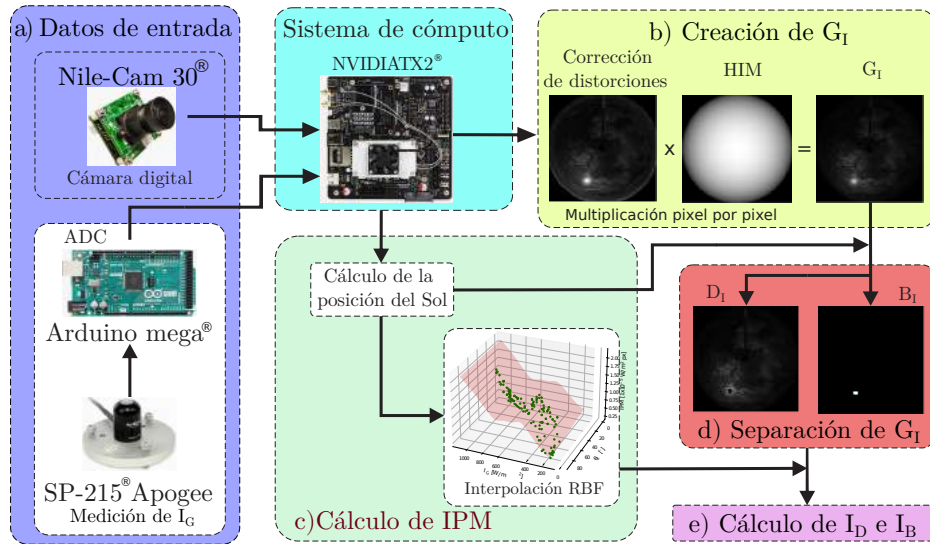


medición de  $I_{G_{meas}}$  por el piranómetro .

2. La imagen  $G_I$  se deriva al multiplicar píxel a píxel la imagen del cielo modificada según los parámetros  $K$  y  $D$ .
3. La imagen  $G_I$  es dividida en las imágenes  $D_I$  y  $B_I$  mediante los ángulos solares ( $\theta_z$  y  $\alpha_z$ ) y la máscara  $R_{sun}$ .
4. IPM es calculado a partir de la malla  $\widehat{IPM}$  mediante  $I_{G_{meas}}$  y  $\theta_z$ .
5.  $I_{DA}$  e  $I_{BA}$  se calculan a través de las Ecs. (3.8) y (3.9), respectivamente. En caso que  $I_{G_{meas}}$  sea menor que  $250 \text{ W/m}^2$  y  $\theta_z$  sea menor que  $70^\circ$ , el proceso de división de la imagen  $G_I$  no se realiza y directamente se asume que  $I_{DA}$  es igual a  $I_{G_{meas}}$  y por tanto  $I_{BA}$  será cero.

En resumen, se requieren los siguientes pasos para la estimación de los componentes solares mediante el ASI: i) Obtener y aplicar los parámetros  $K$  y  $D$  a la imagen de entrada para modificar las distorsiones producidas por el sistema de catadrióptico en la imagen del cielo; ii) almacenar el conjunto de puntos ( $IPV, \theta_z, I_{GS}$ ) que construyen la interpolación RBF ( $\widehat{IPM}$ ); y finalmente, iii) calcular  $I_{DA}$  e  $I_{BA}$  mediante  $I_{G_{meas}}, \theta_z, IPM$  y las Ecs. (3.8) y (3.9).

El modelo de píxel-irradiancia presentado en esta sección permite discretizar las partículas del cielo como fuentes radiativas a través de una imagen. Esto es útil para estimar el valor de la contribución radiativa horizontal de las partículas en el cielo, creando un mapa de irradiancia del cielo, y en conjunto con la medición del piranómetro ( $I_{G_{meas}}$ ), tanto el valor de DNI ( $I_B$ ) como el valor de DHI ( $I_D$ ) pueden ser estimadas. Además, la calibración de las imágenes de cielo completo mediante la posición del Sol y los parámetros  $K$  y  $D$  permite definir una posición angular de las partículas del cielo que, junto con el modelo píxel-irradiancia y mediante la información de la energía del Sol dispersada por las nubes, permitirá establecer un modelo de transmitancia de nubes. De este modo, mediante el uso del modelo de transmitancia de nubes, junto con una estrategia de seguimiento de nubes y un modelo desarrollado



**Figura 3.5:** Procedimiento general para estimar los componentes DNI y DHI a partir de la medición de GHI y una imagen completa del cielo capturada por el sistema ASI.

específicamente para sintetizar la curva de cielo claro en relación al componente DNI, se realizó la previsión de la irradiancia solar. Estos temas serán abordados en las secciones siguientes.

### 3.2. MODELO DE CIELO CLARO

En esta sección se describe la metodología para desarrollar un modelo de cielo claro para DNI ( $K_n$ ) derivado de una función que describe la variación de la profundidad óptica de la atmósfera dependiente de  $\theta_z$ , el cual es utilizado durante el proceso de predicción de irradiancia. Se utilizan  $I_B$  (valor de la componente DNI) en condiciones de cielo claro ( $I_{Bc}$ ),  $I_{ext}$  (radiación extraterrestre) y el  $\theta_z$  (ángulo cenital) como parámetros de calibración; una vez definidos los coeficientes de calibración, sólo se requiere  $\theta_z$  como parámetro de entrada.

### 3.2.1. CONSIDERACIONES PARA LA METODOLOGÍA DEL MODELO $K_n$

El índice de cielo claro del componente DNI dependiente de  $\theta_z$  ( $K_{n(\theta_z)}$ ) puede calcularse normalizando  $I_B$  con respecto a  $I_{ext}$  en el plano horizontal [73]. Por lo tanto,  $K_{n(\theta_z)}$  se puede calcular como:

$$K_{n(\theta_z)} = \frac{I_B \cos(\theta_z)}{I_{ext}}. \quad (3.10)$$

Además, dado que la transmitancia atmosférica ( $\tau$ ) puede calcularse como la relación entre  $I_B$  e  $I_{ext}$  ( $\tau = I_B/I_{ext}$ ) [126], la Ec. (3.10) puede reescribirse como:

$$K_{n(\theta_z)} = \tau(\theta_z) \cos(\theta_z), \quad (3.11)$$

donde  $\tau(\theta_z)$  se refiere a la transmitancia de la atmósfera según  $\theta_z$ .

Así, el cielo observable se considerará como una pequeña fracción (ángulo sólido) de una atmósfera esférica que rodea la Tierra, que cambiará sus propiedades ópticas dada su ubicación geográfica y el tipo de clima. Dado que la atmósfera tiene propiedades ópticas que disminuyen  $I_B$  según el recorrido de  $I_{ext}$ ,  $\tau$  cambia en relación con la mezcla y la concentración de partículas aerosol a diferentes alturas. Como resultado, obtener una función que aproxime a  $\tau$  podría ser una tarea complicada debido a la complejidad que estas partículas agregan a una función subyacente. Por ello se propone una estrategia de extrapolación para aproximar el comportamiento de  $\tau$  con respecto a  $\theta_z$  utilizando  $I_{Bc}$  como referencia. Es decir se proponen funciones que aproximen a la profundidad óptica de la atmósfera en condiciones de cielo claro para calcular la transmitancia atmosférica en condiciones de cielo claro. Estas funciones, que a partir de este trabajo, las denominamos funciones de profundidad óptica atmosférica (*atmospheric optical depth*, AOD, por sus siglas en inglés) y se definen en coordenadas polares, en las que las funciones AOD y  $\theta_z$  están relacionadas. Las funciones AOD son funciones par en las que el eje cenital está en la dirección  $0^\circ$  y el eje formado entre  $90^\circ$  y  $-90^\circ$  se considera el ho-

rizonte. Los puntos que resuelven a las funciones AOD ( $O_{D(\theta_z)}$ ) representan la fracción de  $I_{ext}$  que no está contenida en  $I_{Bc}$  normalizada por  $I_{ext}$ ; en otras palabras, la distancia entre  $O_{D(\theta_z)}$  y el origen (posición del observador) es la fracción de la radiación solar que es reflejada, absorbida y dispersada por la atmósfera. En consecuencia,  $O_{D(\theta_z)}$  puede definirse como:

$$O_{D(\theta_z)} = 1 - \tau(\theta_z). \quad (3.12)$$

Además, como  $I_{ext}$  depende de la distancia Sol-Tierra,  $I_{ext}$  no puede considerarse constante a lo largo del año y puede calcularse para cada día del año mediante la ecuación de Spencer [113].

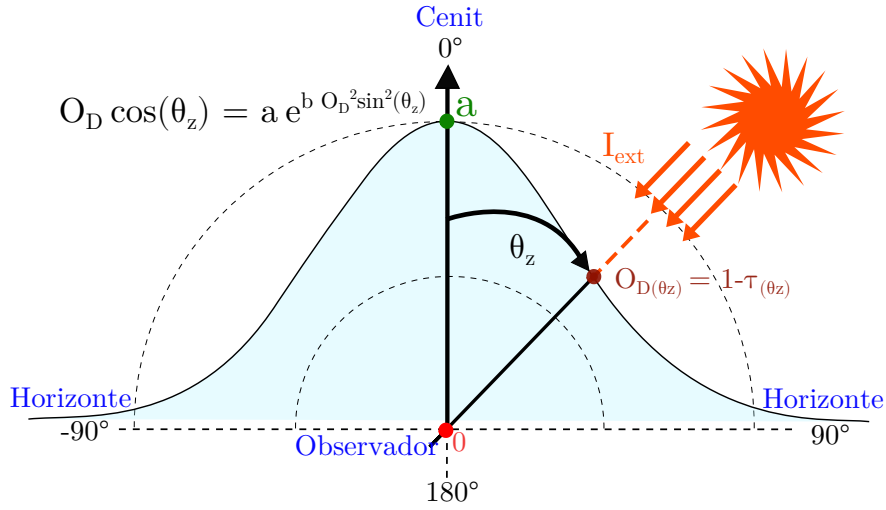
A continuación, se detalla la metodología para deducir las ecuaciones del modelo  $K_n$ . Esta metodología se divide en dos partes. En primer lugar, se define la función AOD y su relación con los coeficientes respecto a  $I_{Bc}$ . En segundo lugar, se definen las ecuaciones para calcular  $K_n$  y  $\tau$  para  $\theta_z$ .

### 3.2.2. ENFOQUE DEL MODELO $K_n$

El principal enfoque de un modelo  $K_n$  es suponer que las propiedades ópticas de la atmósfera y el recorrido óptico de la luz solar pueden aproximarse a través de una función; así, la selección de una función AOD adecuada tendrá un impacto en el rendimiento del modelo. Para ilustrar la metodología propuesta en este trabajo, se utiliza una función exponencial (Figura 3.6) como función AOD y se denota como:

$$O_{D(\theta_z)} \cos(\theta_z) = ae^{b(O_{D(\theta_z)} \sin(\theta_z))^2}. \quad (3.13)$$

Una vez definida la función AOD (función exponencial en este caso), se requiere un proceso de calibración. Para ello, se crea un sistema de ecuaciones de  $n$  variables, donde  $n$  denota la cantidad de coeficientes de las funciones AOD ( $a$  y  $b$  en el caso de la función exponencial). Se utilizan dos va-



**Figura 3.6:** Modelo de cielo claro  $K_n$  basado en una función EAOD. Donde  $a > 0$  y  $b < 0$ .  $\tau(\theta_z)$  se considera igual a cero para  $\theta_z > 90^\circ$ .

lores de transmitancia de referencia según  $\theta_z$  ( $\tau(\theta_{z1})$  y  $\tau(\theta_{z2})$ ), mediante la sustitución de la Ec. (3.13) (función AOD) en la Ec. (3.12). En este ejemplo, los coeficientes de la función de profundidad óptica atmosférica exponencial (**exponential atmospheric optical depth**, EAOD, por sus siglas en inglés), denominados así a partir de este trabajo, se calculan de la siguiente manera:

$$a = (1 - \tau(\theta_{z1})) \cos(\theta_{z1}) \left( \frac{(1 - \tau(\theta_{z1})) \cos(\theta_{z1})}{(1 - \tau(\theta_{z2})) \cos(\theta_{z2})} \right)^{-\Gamma_\tau}, \quad (3.14)$$

$$b = \frac{\ln \left( \frac{(1 - \tau(\theta_{z1})) \cos(\theta_{z1})}{(1 - \tau(\theta_{z2})) \cos(\theta_{z2})} \right)}{(1 - \tau(\theta_{z1}))^2 \sin^2(\theta_{z1}) - (1 - \tau(\theta_{z2}))^2 \sin^2(\theta_{z2})}, \quad (3.15)$$

donde  $\Gamma_\tau$  esta definido como:

$$\Gamma_\tau = \frac{(1 - \tau(\theta_{z1}))^2 \sin^2(\theta_{z1})}{(1 - \tau(\theta_{z1}))^2 \sin^2(\theta_{z1}) - (1 - \tau(\theta_{z2}))^2 \sin^2(\theta_{z2})} \quad (3.16)$$

De igual modo, las Ecs. (3.14) y (3.15) pueden ser reescritas respectivamente en términos de irra-

diancia como:

$$a = \left( \frac{I_{ext} - I_{bnc1}}{I_{ext}} \right) \cos(\theta_{z1}) \left( \frac{(I_{ext} - I_{bnc1}) \cos(\theta_{z1})}{(I_{ext} - I_{bnc2}) \cos(\theta_{z2})} \right)^{-\Gamma_I}, \quad (3.17)$$

$$b = \frac{(I_{ext})^2 \ln \left( \frac{(I_{ext} - I_{bnc1}) \cos(\theta_{z1})}{(I_{ext} - I_{bnc2}) \cos(\theta_{z2})} \right)}{(I_{ext} - I_{bnc1})^2 \sin^2(\theta_{z1}) - (I_{ext} - I_{bnc2})^2 \sin^2(\theta_{z2})}, \quad (3.18)$$

donde  $\Gamma_I$  esta definido como:

$$\Gamma_I = \frac{(I_{ext} - I_{bnc1})^2 \sin^2(\theta_{z1})}{(I_{ext} - I_{bnc1})^2 \sin^2(\theta_{z1}) - (I_{ext} - I_{bnc2})^2 \sin^2(\theta_{z2})}. \quad (3.19)$$

Una vez definidos los coeficientes de la función EAOD ( $a$  y  $b$ ), se puede calcular  $O_D$  (densidad óptica) dependiente de  $\theta_z$  restándola de la función EAOD (Ec. (3.13)). Así que  $O_D$  para la función EAOD se calcula como:

$$O_{D(\theta_z)} = \begin{cases} \csc(\theta_z) \sqrt{\frac{\mathcal{W}(-2a^2 b \tan^2(\theta_z))}{-2b}}; & \text{Si } -90^\circ < \theta_z < 90^\circ \\ 1 & ; \quad \text{Otro} \end{cases} \quad (3.20)$$

donde  $\mathcal{W}(\ast)$  es la función W de Lambert [119]. En consecuencia,  $\tau(\theta_z)$  se calcula a partir de la Ec. (3.12) y, finalmente, la Ec. (3.12) se sustituye en la Ec. (3.11) para calcular  $K_{n(\theta_z)}$ :

$$K_{n(\theta_z)} = (1 - O_{D(\theta_z)}) \cos(\theta_z). \quad (3.21)$$

El modelo  $K_n$  basado en esta función EAOD se denomina modelo de cielo claro para DNI de Sánchez Segura - Peña Cruz; el acrónimo SSPC se utiliza a lo largo de este trabajo como referencia a este modelo de cielo claro.

Un factor crítico que afecta al rendimiento de SSPC es la selección correcta de los valores de  $O_{D(\theta_z)}$ ,

que se obtienen a partir de las mediciones de  $I_{Bc}$ ; dado que los coeficientes de la función EAOD pueden calcularse para cada día del año, se recomienda automatizar la selección de los  $I_{Bc}$  adecuados. En el Anexo *D* se describen los criterios y se desarrolla un pseudocódigo para la selección de las mediciones de  $I_{Bc}$ .

El modelo de cielo claro descrito en esta sección se implementó como referencia durante el proceso de predicción de irradiancia que se describe a continuación.

### 3.2.3. SEGMENTACIÓN DE INSTANTES DE CIELO CLARO

Los periodos sin nubes son necesarios para evaluar los modelos de cielo claro, ya que los valores de irradiancia más altos posibles se dan en esos momentos. De ahí la importancia de seleccionar estos periodos, que normalmente se obtienen comparando las medidas de irradiancia del suelo con un modelo de cielo claro de referencia. Para solventar esto, Reno et al. [98] proponen algunos criterios estadísticos utilizados en la segmentación de periodos de cielo claro de GHI. Estos criterios se utilizaron en el trabajo de Sun et al. [114] para comparar 75 modelos de cielo claro GHI. Después, Sun et al. [114] adaptaron estos criterios para comparar 95 modelos de cielos despejados para DNI y DHI, aunque no estaban pensados con esta finalidad. A partir de ahí, en este trabajo se utilizaron tres criterios estadísticos. Los criterios 1) diferencia del valor medio de irradiación directa durante el periodo de tiempo ( $\bar{I}_B$ ), 2) diferencia del valor máximo de irradiación directa en la serie temporal ( $M_d$ ) y 3) la varianza de los cambios en la serie temporal ( $\sigma$ ) se adaptaron para segmentar los instantes de cielo claro del DNI en este trabajo; los detalles de su formulación se muestran en el Anexo *D.0.2*.

La calidad de los instantes de cielo claro segmentados depende tanto del modelo de referencia como de los intervalos de criterios de Reno utilizados (Ver Anexo *D.0.2*). Los datos de cielo claro se seleccionaron utilizando el modelo ESRA [101], mientras que los intervalos de criterios de Reno elegidos son diferentes de los utilizados por [58] y [114] porque el  $T_L$  mensual recuperado de las imágenes SODA puede generar incertidumbre en el rendimiento de ESRA. En este trabajo, los rangos para  $\bar{I}_B$

y  $M_d$  no fueron limitados a números positivos, porque el modelo de cielo claro de referencia puede subestimar los instantes de cielo claro por encima del valor medido, y se discriminaron aquellos datos radiométricos para  $\theta_z < 90^\circ$ .

En el Anexo *D.0.3* se muestran los intervalos utilizados en este trabajo y en el Anexo *D.0.4* se muestra la metodología de evaluación de modelos de cielo claro. El cálculo de estas métricas para un único modelo proporciona información sobre su rendimiento para un contexto individual; sin embargo, la comparación de métricas entre modelos permite clasificar cada modelo. La métrica nRMSE se utiliza para comparar nuestro modelo frente a otros 13 modelos de cielos despejados, ya que el valor nRMSE proporciona información sobre la desviación de cada término respecto al valor medio.

### 3.3. PREDICCIÓN DE RADIACIÓN SOLAR

A lo largo de esta sección se describe una propuesta que prevé las componentes solares a partir de un ASI. Para ello, existen varias problemáticas que deben ser resueltas:

1. Identificar la evolución del cielo respecto al Sol.
2. Calcular la velocidad y dirección de las nubes.
3. Estimar la transmitancia de las nubes.
4. Calcular el valor de las componentes solares para tiempos de predicción específicos.

En la Sección 3.1.1 se propuso un arreglo óptico para un ASI que permite cuantificar la luminancia de las partículas del cielo con el objetivo de estimar las componentes solares. Sin embargo, dado que el filtro óptico utilizado anteriormente causa que la cámara no capture información en los canales rojo y azul, se dificulta la segmentación de las nubes debido a la falta de información sobre los colores de las nubes y el cielo. En consecuencia, el filtro de vidrio sombra #6 fue reemplazado por un filtro óptico de densidad neutra (1 % de transmitancia) para atenuar uniformemente la irradiación del cielo y poder



así utilizar los canales RGB de la imagen. Además, para mejorar la calidad de las imágenes, se utilizó una cámara e-CAM82\_USB-Sony STARVIS® construida por la empresa E-con systems. Esta cámara tiene un sensor IMX415 RGB con profundidad de 8 bits y fue programada para capturar imágenes con una resolución de 2048 x 1536 píxeles.

### 3.3.1. EVOLUCIÓN DEL CIELO CON BASE EN UN MAPEO ANGULAR

En esta sección se desarrolla un método de seguimiento de nubes mediante un mapeo angular a partir de imágenes del cielo. El objetivo principal de la modificación de la imagen del cielo capturada, es representar de manera gráfica un ángulo sólido constante por píxel, por lo que la velocidad de las nubes se define en grados por unidad de tiempo en lugar de píxeles por unidad de tiempo. Este método de seguimiento de nubes se resume en cuatro pasos.

1. Se modifican las distorsiones de las imágenes del cielo entero captadas por la cámara del ASI como una vista superior de un hemisferio utilizando la posición aparente del Sol como referencia pensada en los parámetros  $K$  y  $D$  (ver 3.1.4).
2. Estas imágenes modificadas se mapean como una nueva imagen que mantiene una distribución angular constante (ángulo sólido constante) para cada píxel en relación con la posición del Sol.
3. Mediante la técnica de flujo óptico de Lucas-Kanade [75], los puntos característicos de las nubes (CFs) en imágenes mapeadas consecutivas son identificadas, etiquetadas y emparejadas para realizar el seguimiento de las nubes.
4. Los vectores de velocidad de las nubes en la dirección al Sol son calculados.

Los pasos 2, 3 y 4 se desarrollan en las siguientes subsecciones.

## MAPEO ANGULAR DE IMÁGENES DEL CIELO

Como se mencionó en la Sección 3.1.4, al modificar las imágenes del cielo utilizando los parámetros  $K$  y  $D$ , se obtiene una imagen en la que cada píxel representa un ángulo sólido diferente, en relación con su distancia al centro de la imagen. Esto dificulta la estimación de la velocidad relativa de un elemento del cielo con respecto al Sol; ya que, aunque parezca que el elemento se desplaza a una velocidad constante en píxeles por unidad de tiempo, su desplazamiento real en metros no es constante. Es por esto que se propone un mapeo angular en relación al Sol para crear una imagen en la que los píxeles representen una distribución de ángulo sólido constante en relación con la posición del Sol.

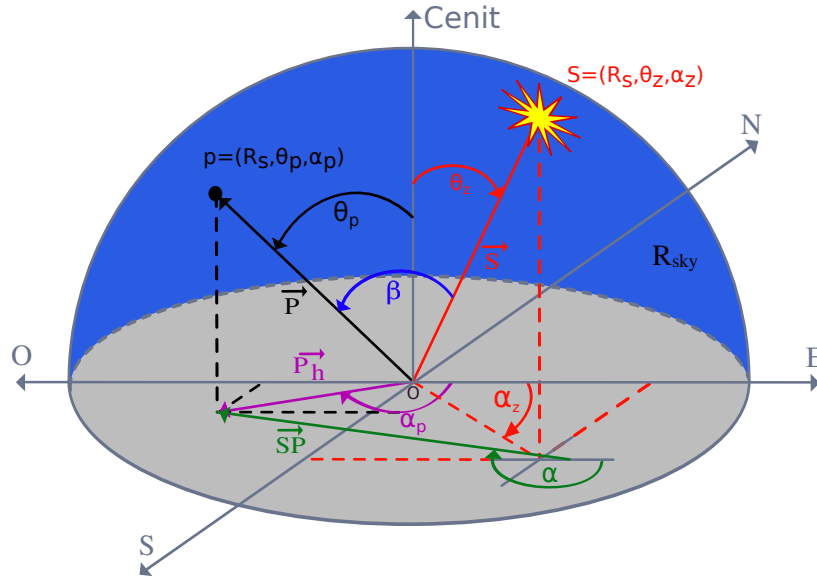
Dado que las imágenes del cielo son modificadas mediante los parámetros  $K$  y  $D$  para obtener una proyección de imagen bidimensional del cielo tridimensional (Figura 3.7), la posición de cada píxel  $p = (p_x, p_y)$  puede definirse con respecto al origen  $O = (O_x, O_y)$  mediante los ángulos  $\theta_p$  y  $\alpha_p$ .  $\theta_p$  es el ángulo entre el eje cenital y el vector  $O - p$  ( $\vec{P}$ ), mientras que  $\alpha_p$  es el ángulo referido desde el eje Este-Oeste hacia la proyección  $\vec{P}$  en el plano horizontal ( $\vec{P}_b$ ). Por lo tanto,  $\theta_p$  y  $\alpha_p$  se definen como:

$$\sin(\theta_p) = \frac{\|\vec{P}_b\|}{R_s}, \quad (3.22)$$

$$\tan(\alpha_p) = \frac{p_y - O_y}{p_x - O_x}, \quad (3.23)$$

donde el operador  $\|\cdot\|$  es conocido como la norma euclídea,  $R_s$  es la distancia en píxeles desde el límite del cielo a  $O$  teniendo en cuenta que las partículas del cielo están en los límites del cielo semiesférico; los pares  $(p_x, p_y)$  y  $(O_x, O_y)$  son la posición de la partícula en el plano horizontal de  $p$  y  $O$ , respectivamente. Así,  $\|\vec{P}_b\|$  se calcula como:

$$\|\vec{P}_b\| = \sqrt{(p_x - O_x)^2 + (p_y - O_y)^2}. \quad (3.24)$$



**Figura 3.7:** Modelo geométrico que relaciona la posición angular del Sol y al observador con la posición angular de una partícula en el cielo.

Además,  $p$  puede correlacionarse con la posición del Sol ( $S$ ) a través de un vector en el plano horizontal entre estos puntos ( $\vec{S}\vec{P}$ ) y dos ángulos nuevos. El primer ángulo se denota como  $\alpha$ , nótese que es diferente a  $\alpha_p$ , el cual está definido desde un eje paralelo al eje Este-Oeste en el plano horizontal debajo de  $S$  hasta  $\vec{S}\vec{P}$ . El segundo ángulo, denotado como  $\beta$ , está definido entre los vectores  $\vec{P}$  y  $\vec{S}$ , donde  $\vec{S}$  es definido desde  $O$  hasta  $S$ . Así,  $\vec{S}\vec{P}$ ,  $\alpha$  y  $\beta$  se calculan para cada  $p$  (posición de cada píxel) como se muestra a continuación:

$$\vec{S}\vec{P} = R_s [\sin(\theta_p) \cos(\alpha_p) - \sin(\theta_z) \cos(\alpha_z), \sin(\theta_p) \sin(\alpha_p) - \sin(\theta_z) \sin(\alpha_z)], \quad (3.25)$$

$$\alpha = \arctan \left( \frac{\sin(\theta_p) \sin(\alpha_p) - \sin(\theta_z) \sin(\alpha_z)}{\sin(\theta_p) \cos(\alpha_p) - \sin(\theta_z) \cos(\alpha_z)} \right), \quad (3.26)$$

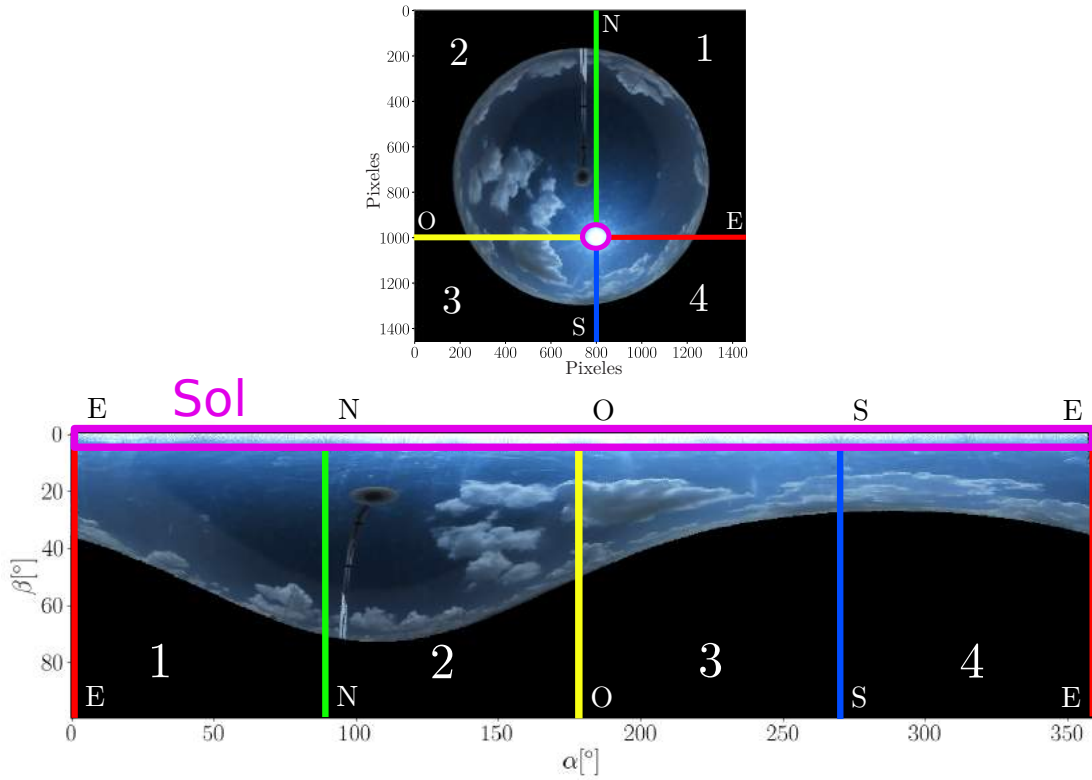
$$\beta = \arccos \left( \frac{\vec{S} \cdot \vec{P}}{R_s^2} \right). \quad (3.27)$$

Por último, las imágenes de mapeo angular respecto al Sol (*images of the angular mapping relative to Sun*, IAMS por sus siglas en inglés) pueden ser creadas a través de  $\alpha$  y  $\beta$  (Figura 3.8). Puede suponerse que la altitud de las partículas en el cielo podría cambiar en función de su  $\theta_p$  y  $\alpha_p$  ya que  $\vec{SP} = R_{sky}$ , pero la altitud real de la partícula, que es desconocida, difícilmente podría definirse con un solo sistema ASI, por lo que tampoco sería posible establecerse una distancia lineal entre cada  $p$  a  $S$ . Sin embargo, una distribución angular constante es una característica de IAMS, es decir, cada píxel representa un ángulo sólido constante en relación con los ejes angulares  $(\alpha, \beta)$  para  $S$  independientemente de la altitud de las partículas en el cielo. La Figura 3.8 muestra un ejemplo de IAMS. Esta imagen del cielo se divide en 4 zonas delimitadas por los ejes ortogonales Norte-Sur y Este-Oeste, y dado que el Sol originalmente no se encontraba al centro de la imagen capturada por el ASI, cada zona contiene una cantidad diferente de información del cielo. En este sentido, la distribución del cielo dentro de IAMS es constante sólo cuando el Sol está sobre el observador.

#### VECTOR DE VELOCIDAD DE LAS NUBES

Como cada IAMS representa una distribución angular constante entre los píxeles del cielo en relación al Sol, se puede calcular la velocidad angular de cada partícula en las direcciones  $\beta$  y  $\alpha$  a partir de su desplazamiento discreto (medido en píxeles) entre *frames* consecutivos de IAMS. Además, sólo es necesario calcular la velocidad angular de las partículas en dirección de  $\beta$  para predecir el tiempo que le tomará para alcanzar al Sol. Esto es debido a que el Sol en este mapeo se encuentra a lo largo de  $\beta = 0^\circ$ , desde esta perspectiva, la velocidad angular en la dirección  $\alpha$  no es necesario considerarla. La velocidad angular de la partícula en dirección  $\beta$  ( $v_\beta$ ) se calcula de la siguiente manera:

$$v_{\beta(0)} = \frac{\beta_{(0)} - \beta_{(-1)}}{\Delta t} \begin{bmatrix} \circ \\ - \\ t \end{bmatrix}, \quad (3.28)$$



**Figura 3.8:** Mapeo angular con respecto a la posición del Sol. a) Pre-procesamiento de una imagen de cielo aplicando las matrices  $K$  y  $D$ . El cielo es dividido en 4 cuadrantes teniendo como origen el Sol; b) IAMS. La imagen del Sol, que tiene una geometría ovalada en la imagen capturada por el ASI, se ha convertido en un rectángulo en IAMS (rectángulo púrpura). En los experimentos, el rectángulo de la imagen solar se considera en un rango de  $0^\circ$  a  $5^\circ$  para el eje  $\beta$  y  $0^\circ$  a  $360^\circ$  para el eje  $\alpha$ .

donde  $\beta_{(0)}$  y  $\beta_{(-1)}$  son la posición angular de una partícula del cielo en el *frame* de análisis y en el *frame* anterior, respectivamente; mientras que  $\Delta t$  es el intervalo de tiempo discreto entre *frames*. Del mismo modo, la posición de la partícula en el eje  $\beta$  en un tiempo futuro  $i$  ( $\beta_i$ ) se puede calcular utilizando la Ec: (3.28) como a continuación se muestra:

$$\beta_i = \beta_0 + v_{\beta_0} t_i \quad [^\circ], \quad (3.29)$$

donde el sufijo  $i$  representa el tiempo de predicción futuro discreto. Es importante destacar que el valor de  $t_i$  utilizado para la predicción de la posición de la nube no debe ser necesariamente proporcional a la unidad de tiempo entre imágenes,  $\Delta t$ . Esta simplificación se debe a que Ec. (3.29) considera que la velocidad de la nube es constante, lo que implica que la aceleración es nula. Por lo tanto, la posición de la nube puede ser calculada para cualquier tiempo sin tener en cuenta su movimiento acelerado, lo que facilita el análisis de su trayectoria en el tiempo.

## FLUJO ÓPTICO ENTRE IMÁGENES

Asumiendo que la forma e iluminación de las nubes se mantienen constantes entre *frames* consecutivos (con una separación de captura de 1 minuto para este trabajo), los puntos característicos de la nube pueden ser seleccionados usando alguna técnica de flujo óptico. Estos puntos característicos de las nubes o CFs suelen definirse en aquellos píxeles que muestran cambios bruscos de iluminación, que generalmente se identifican en los bordes de las nubes. Así, la técnica de flujo óptico de Lucas-Kanade es utilizada con ese propósito, ya que implementa el gradiente de intensidad espacial para determinar correspondencia de características entre imágenes. El módulo de flujo óptico de Lucas-Kanade fue implementado a través de la librería OpenCV (disponible en [opencv.org](http://opencv.org)<sup>1</sup>) para identificar aquellas nubes que se mueven hacia el Sol utilizando IAMS. Como el flujo óptico se aplica a toda la imagen, los destellos y las variaciones de color en el cielo pueden ocasionar que algunos puntos característicos identificados por la técnica de flujo óptico no estén relacionados con las nubes. En consecuencia, se implementa un proceso de segmentación de nubes para seleccionar solamente los puntos característicos correspondientes a las nubes.

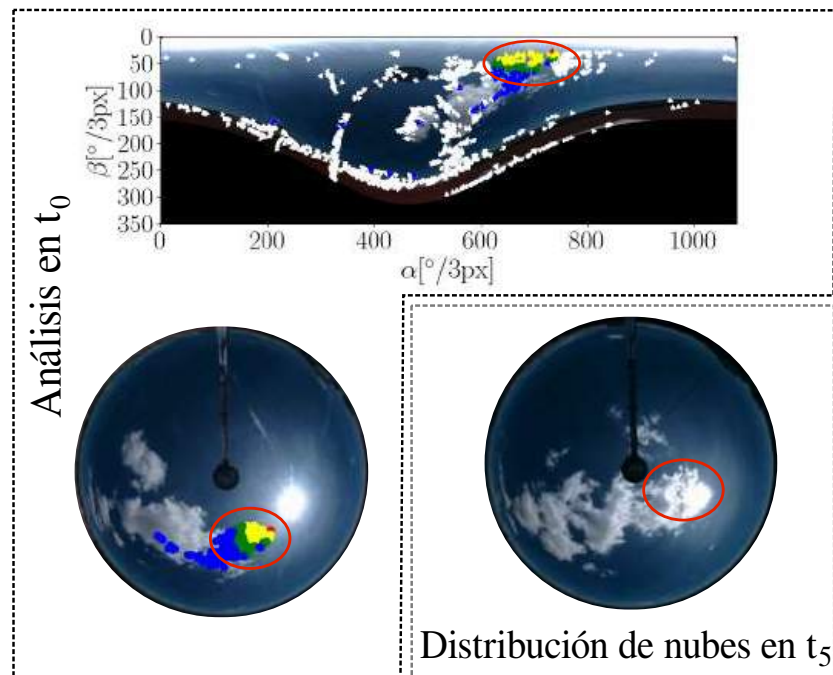
En general, las nubes suelen presentar un color diferente al azul del cielo, esto es ocasionado por el vapor de agua acumulado en ellas [16]. Esta diferencia de color permite segmentar a las nubes al excluir el color del cielo en las imágenes, para esto el espacio de color HSV es utilizado. El modelo HSV es un

---

<sup>1</sup>[https://docs.opencv.org/3.4/d4/dee/tutorial\\_optical\\_flow.html](https://docs.opencv.org/3.4/d4/dee/tutorial_optical_flow.html)

espacio de color hexagonal que describe las características del color como una percepción común del ojo humano.  $H$  (*hue*-matiz) denota el color como se denomina típicamente,  $S$  (*saturation*-saturación) representa el grado acromático y  $V$  (*value*-valor) describe la cantidad de energía, es decir, el brillo [112].

En la Figura 3.9 se muestra un ejemplo del proceso de predicción del movimiento de las nubes respecto al Sol. Una vez identificados los CF en dos IAMS consecutivas, se procede a calcular su velocidad en el eje radial  $\beta$  respecto al Sol (Ec. 3.28), para terminar calculando su posición final en  $\beta$  (Ec. 3.29) según el tiempo de predicción  $t$ . A título ilustrativo, en la Figura 3.9 se han identificado con los colores rojo, amarillo, verde y azul los CFs que alcanzarán al Sol en 1, 3, 5 y 10 minutos, respectivamente.



**Figura 3.9:** Evolución de nubes. Los puntos característicos marcados en rojo, amarillo, verde y azul son partículas de nube que se identificaron como candidatas a cubrir el Sol en 1, 3, 5 y 10 minutos, respectivamente. Dentro del círculo rojo se encuentra la porción de nube que alcanza el Sol en torno a los 5 minutos.

### 3.3.2. TRANSMITANCIA DE LAS NUBES

A continuación se expone la propuesta desarrollada que estima la transmitancia de las nubes utilizando un modelo de cielo claro para el DNI (Sección 3.2.2), la transformación del valor del píxel en irradiancia (similar a la expuesta en Sección 3.1.7) y un piranómetro (medición de GHI) colocado sobre el ASI. Este proceso está dividido en dos fases: la calibración del cálculo de la transmitancia y su implementación durante el proceso de predicción de irradiancia. El proceso de calibración de la transmitancia de las nubes ( $\tau_c$ ) consiste en medir las variaciones de  $I_B$  en condiciones de cielo claro respecto a las condiciones de Sol oculto por una nube. Así, se definen dos modelos de ecuaciones específicos para cada condición de cielo. A continuación, se describen dichos modelos.

Para condiciones de cielo claro,  $\tau$  (transmitancia atmosférica) puede calcularse con  $I_{ext}$  (radiación extraterrestre) e  $I_{Bc}$  (valor del DNI en condiciones de cielo claro) como se muestra a continuación:

$$\tau = \frac{I_{Bc}}{I_{ext}}. \quad (3.30)$$

Por lo tanto, en condiciones de Sol visible y no cubierto por nubes,  $I_D$  (valor de DHI) puede calcularse mediante la Ec. (2.1),  $I_{Gmeas}$  (medición de GHI por el piranómetro de referencia) y el cálculo de  $I_{Bc}$  (valor de DNI en condiciones de cielo claro) mediante un  $K_n$  (modelo de cielo claro para DNI). Esto ofrece la posibilidad de calcular un coeficiente píxel-irradiancia en condiciones de cielo claro ( $IPV_c$ ) a partir de una imagen de todo el cielo, de forma similar a la propuesta de la Sección 3.2.2.

La construcción de la malla de soluciones  $\widehat{IPM}$  de la Sección 3.1.8 depende de la colección de puntos, la cual está sujeta al tiempo de exposición de la cámara, a la profundidad óptica de la cámara, al filtro óptico, e incluso, a la resolución de la imagen. Aunque esta estrategia funciona satisfactoriamente para calcular el valor instantáneo de las componentes solares, requiere un periodo de calibración en el que se utilizan los valores medidos de una estación solarimétrica para generar la malla de solución. No obstante, en este trabajo se propone una estrategia de sintonía constante para calcular  $\tau_c$  con fines



de predicción, sacrificando los resultados de los primeros instantes de prueba como alternativa en la reducción de los periodos de entrenamiento de los modelos de predicción. Para ello, se utiliza el modelo de píxel-irradiancia para resolver  $I_D$ , el ajuste de un modelo de cielo claro para aproximar  $I_B$ , y la medida de  $I_G$  mediante un piranómetro. Se propone que  $IPV_c$  sea calculada mediante instantes de cielo claro utilizando las Ecs. (2.1), (3.30) y (3.8), de la siguiente manera:

$$IPV_c = \frac{I_G - \tau I_{ext} \cos \theta_z}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m D_{I(i,j)}}. \quad (3.31)$$

El objetivo principal del cálculo de  $IPV_c$  es aproximar  $I_D$  cuando el Sol está cubierto por nubes asumiendo que la respuesta de los píxeles de la cámara es similar en ambas condiciones. Así,  $I_B$  para condiciones de Sol cubierto ya puede ser resuelto mediante la Ec. (2.1) asumiendo que tanto  $I_G$ ,  $I_D$  y  $\theta_z$  están resueltas. Ahora,  $\tau_c$  se puede calcular mediante la relación de  $I_B$ , en condiciones de Sol cubierto, dividido por  $I_{Bc}$ , calculado mediante un  $K_n$ . Finalmente,  $\tau_c$  se calcula mediante las Ecs. (2.1), (3.30) y (3.31) de la siguiente manera:

$$\tau_c = \frac{I_G - \overline{IPV_c} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m I_{d(i,j)}}{\tau I_{ext} \cos \theta_z}, \quad (3.32)$$

donde  $\overline{IPV_c}$  es el promedio de los últimos valores calculados para  $IPV_c$  en condiciones de cielo claro.

Por otro lado, cuando la luz solar dispersada por la atmósfera incide en una nube, la nube reincorpora esta radiación generando el color propio de la nube. Sus colores observables dependen de las partículas aerosol y de la cantidad y fase de agua que la componen y, sobre todo, de la relación geométrica Sol-nube-observador. Por lo tanto, la relación entre la geometría Sol-nube-observador y los colores y la energía luminosa de la nube está directamente relacionada con algunas propiedades ópticas de la nube. Sin embargo, los colores en el espacio RGB son descritos estrictamente por la combinación de los tres canales, y por simplicidad, se propone utilizar el espacio de color HSV. A pesar de que el canal H representa el color en sí mismo [112], no puede expresar la opacidad o el brillo, y como estas

características están relacionadas con la energía procedente de las nubes, se utilizó el canal V con este propósito. A efectos de esta propuesta,  $\tau_c$  se asocia al brillo de la nube, ya que su brillo puede extraerse de las imágenes del cielo, por lo que no se consideró el color de la nube para el análisis.

Finalmente, para asignar el valor de  $\tau_c$  de una determinada nube, se asocia  $\theta_z$  del instante de la captura de la imagen con la desviación estándar y el promedio de todos los píxeles del canal V de la correspondiente nube. Esta nube debe ser identificada como candidata a ocluir el Sol durante el proceso de seguimiento. Tanto  $IPV_c$  como  $\tau_c$  son coeficientes que se recalculan constantemente durante el proceso de medición de las componentes solares ( $t = 0$ ) que serán utilizadas después en el proceso de predicción.

### 3.3.3. PROCESO DE PREDICCIÓN DE $I_B$ E $I_G$

En los apartados anteriores están descritos de manera individual los aspectos fundamentales para la predicción de las componentes solares utilizando la metodología propuesta, ahora se procede a unir estos conceptos para definir una estrategia de predicción de las componentes solares.

A continuación se describe el proceso de predicción de  $I_B$ :

1. Creación de IAMS: se crean dos IAMS a partir de sus respectivas imágenes de cielo completo tomadas en los tiempos  $t_{(0)}$  y  $t_{(-1)}$ .
2. Velocidad de los puntos característicos de la nube: Se aplica una técnica de flujo óptico a las IAMSs para obtener  $v_\beta$  (velocidad en el eje radial respecto al Sol) de los puntos característicos en las imágenes. Después se extraen los puntos característicos de la nube mediante el proceso de segmentación de nubes.
3. Identificación de las nubes que se desplazan en la dirección al Sol: Se identifican los puntos característicos de las nubes con  $v_\beta$  que pueden alcanzar el Sol en un tiempo de predicción determinado (1, 5, 10 minutos) (Ec. 3.29).

4. Interpolación de  $\tau_c$  para cada nube ( $\bar{\tau}_c$ ).  $\bar{\tau}_c$  se aproxima mediante una interpolación RBF considerando  $\theta_z$ , el promedio y la desviación estándar de las nubes candidatas que ocuyen el Sol. En caso de que no exista alguna nube en el paso 3, el valor que se asigna a  $\bar{\tau}_c$  es 1.
5. La predicción de  $I_B$  dado t ( $I_{B(t)}$ ):  $I_{B(t)}$  se calcula utilizando la Ec. (3.30) y  $\bar{\tau}_c$  de la siguiente manera:

$$I_{B(t)} = \bar{\tau}_c \tau(t) I_{ext}, \quad (3.33)$$

donde el sufijo  $t$  representa el tiempo de predicción.

Por otro lado, la predicción de  $I_D$  en el tiempo  $t$  requerirá definir la evolución del cielo, así como la posición y la contribución horizontal de cada partícula en el cielo. Sin embargo,  $I_D$  se resuelve para el tiempo  $t = 0$  ( $I_{D(0)}$ ) ya sea con 1) la Ec. (2.1), la medición del piranómetro y la aproximación de  $I_B$  por un  $K_n$  (condición de Sol sin sombra) o 2) utilizando la Ec. (3.8),  $\overline{IPV}_c$  y la imagen  $D_I$  (condición de Sol con sombra). Suponiendo que el valor de  $I_D$  no cambie significativamente en periodos cortos de tiempo,  $I_G$  en tiempo  $t$  ( $I_{G(t)}$ ) es aproximado aplicando la Ec. (2.1) e  $I_{B(t)}$  de la siguiente manera:

$$I_{G(t)} = I_{B(t)} \cos(\theta_{z(t)}) + I_{D(0)}. \quad (3.34)$$

En resumen, se ha descrito una metodología completa que calcula las componentes solares que involucra el uso de un modelo de píxel-irradiancia, un modelo de cielo claro, un modelo de mapeo angular del cielo con respecto al Sol, la identificación de la velocidad de partículas de nube y la transmitancia de las nubes basándose en su color. En el siguiente capítulo, se exponen los resultados obtenidos y se discuten en detalle las estrategias expuestas anteriormente. Además, se abordan las posibles limitaciones y se ofrecen recomendaciones para futuras investigaciones.

*Equipado con sus cinco sentidos, el hombre explora el universo a su alrededor y a esto lo llama la aventura de la ciencia.*

Edwin Hubble (1889 – 1953)

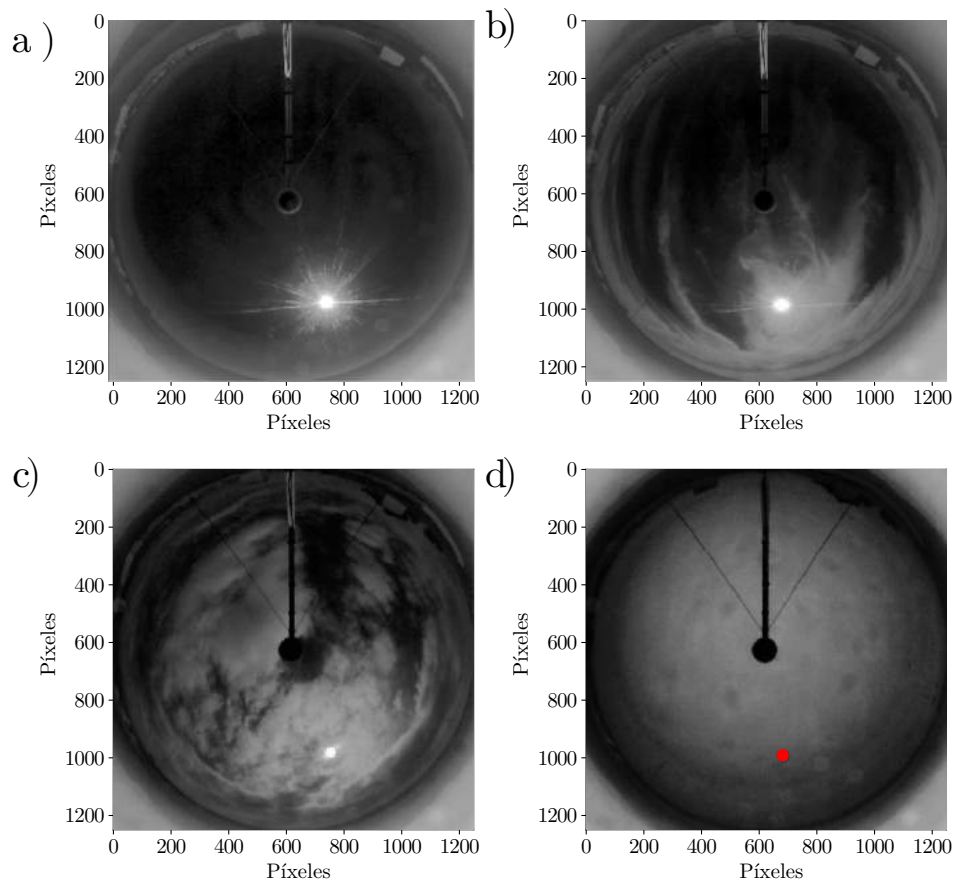
# 4

## Resultados y discusiones

En este capítulo se presentan los resultados y las discusiones sobre las metodologías propuestas en el Capítulo 3. A cada metodología se le dedica una sección. La primer sección habla sobre la medición de las componentes solares mediante el ASI; la segunda sección trata sobre el desempeño del modelo de cielo claro  $K_n(sspc)$ ; y por último, se exponen los resultados relacionados con la predicción de irradiancia a 1, 5 y 10 min.

#### 4.1. ESTIMACIÓN INSTANTÁNEA DE LAS COMPONENTES SOLARES

Para evaluar el rendimiento de la metodología propuesta sobre el cálculo de las componentes solares, se estudiaron cuatro días completos con escenarios típicos: día soleado (Figura 4.1a), día parcialmente soleado (Figura 4.1b), día parcialmente nublado (Figura 4.1c) y día nublado (Figura 4.1d). Estos escenarios seleccionados presentan condiciones meteorológicas distintas.



**Figura 4.1:** Escenarios típicos analizados. a) Día soleado. b) Día parcialmente soleado. c) Día parcialmente nublado. d) Día nublado (el punto rojo representa la posición del Sol calculada por el modulo de Pysolar). Se utilizó la técnica de ecualización de histograma para recuperar información sobre las nubes en el cielo. Las imágenes están en escala de grises porque sólo se utiliza el canal verde por el filtro utilizado.

Para llevar a cabo la comparación de los resultados, se utilizaron las mediciones de la estación solarimétrica estándar (SSs) ubicada en el CIO plantel Aguascalientes. En la Tabla 4.1 se presenta un resumen de las características de los sensores utilizados en la SSs. Posteriormente, en la Tabla 4.2 se muestra esta comparación detallada entre las mediciones del ASI y las mediciones de la SSs. A demás, las Figuras 4.2 - 4.5 muestran a detalle el comportamiento de las mediciones del ASI por escenario.

**Tabla 4.1:** Características de los equipos de la estación solarimétrica del CIO-Aguascalientes. La estación solarimétrica se encuentra a una distancia de 36 m del sistema ASI.

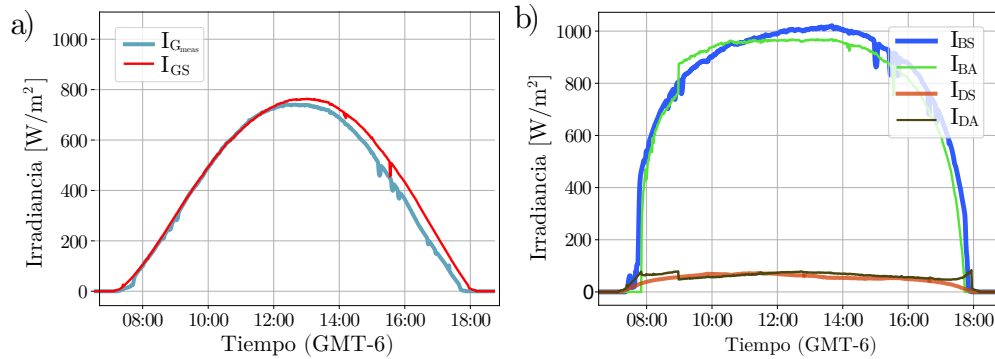
Equipo	Modelo	Marca	Clasificación ISO 9060:2018	Rango espectral [nm]	Función
Piranómetro	SPP	EPLAB	Class A	295-2800	Médción de GHI
Piranómetro	CMP 10	Kipp&Zonen	Class A - Respuesta espectral plana	285-2800	Médción de DHI
Pirheliómetro	SHP 1	Kipp&Zonen	Class A - Respuesta espectral plana	200-4000	Médción de DNI
Seguidor solar	SOLYS 2	Kipp&Zonen	NA	NA	Seguidor solar

En los escenarios de día soleado (Figura 4.2) y día parcialmente soleado (Figura 4.3), se puede observar una subestimación de la componente GHI después del mediodía solar debido a las limitaciones del piranómetro de bajo costo utilizado en el sistema ASI. Como nMBE es negativo para ambos casos (-6.55 % y -6.13 %), se puede inferir que el principal componente del error es la sobrestimación de GHI causada por las características del instrumento, que se ve reflejado en la similitud entre los valores de nMBE y nMAE. Este error ocasiona que  $I_D$  (valor de DHI) sea subestimado mientras que  $I_B$  (valor de DNI) sea sobreestimado, ya que existe una fuerte dependencia de IPM respecto de  $I_{G_{meas}}$  (medición de GHI por el piranómetro). Este error no es proporcional para  $I_{BA}$ , donde el sufijo  $A$  se refiere a los cálculos realizados por el sistema ASI, debido a su relación con  $\cos(\theta_z)$ . Los nRMSE obtenidos para el escenario soleado fueron de 9.64 %, 35.38 % y 9.23 %, mientras que para el escenario parcialmente soleado fueron de 12.53 %, 24.10 % y 26.66 % para las componentes  $I_{G_{meas}}$ ,  $I_{DA}$  e  $I_{BA}$ , respectivamente. Para disminuir el error en las mediciones, se podría utilizar un piranómetro de mayor

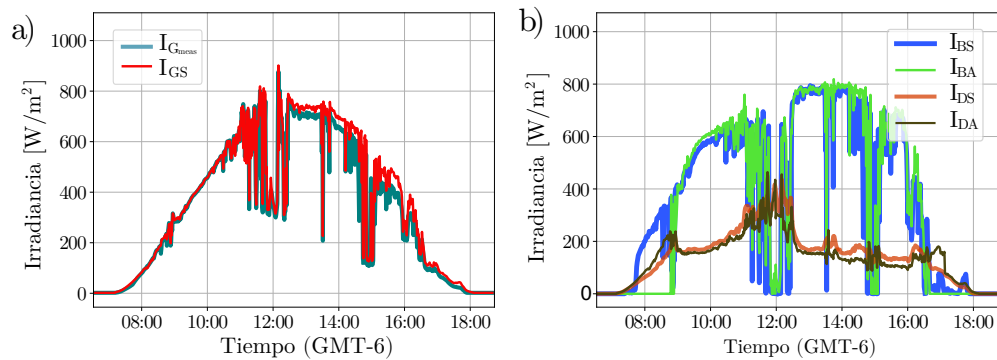
**Tabla 4.2:** Resultados estadísticos. Resumen de las estimaciones del ASI frente a las mediciones de la estación solarimétrica. Los valores de las componentes GHI, DHI y DNI se representan mediante  $I_G$ ,  $I_D$  e  $I_B$  respectivamente, y se miden en unidades de irradiancia solar ( $\text{W}/\text{m}^2$ ). Cuando se utiliza el sufijo *meas*, se hace referencia al valor medido por el piranómetro, mientras que el sufijo *A* indica el valor calculado por el ASI.

	Soleado 2019 / 12 / 08			Parcialmente soleado 2019 / 12 / 11		
	$I_{G_{meas}}$	$I_{DA}$	$I_{BA}$	$I_{G_{meas}}$	$I_{DA}$	$I_{BA}$
RMSE [ $\text{W}/\text{m}^2$ ]	37.92	16.43	66.74	42.46	37.30	100.71
nRMSE [%]	9.64	35.38	9.23	12.53	24.10	26.66
MBE [ $\text{W}/\text{m}^2$ ]	-25.77	-9.11	32.74	-20.77	10.84	3.01
nMBE [%]	-6.55	-19.62	4.53	-6.13	7.00	0.79
nMAE [%]	6.68	26.56	6.21	7.65	17.92	15.31
	Parcialmente nublado 2019 / 12 / 10			Nublado 2019 / 12 / 20		
	$I_{G_{meas}}$	$I_{DA}$	$I_{BA}$	$I_{G_{meas}}$	$I_{DA}$	$I_{BA}$
RMSE [ $\text{W}/\text{m}^2$ ]	48.52	26.65	92.89	18.64	14.14	9.60
nRMSE [%]	13.33	25.88	16.51	21.87	15.10	721.80
MBE [ $\text{W}/\text{m}^2$ ]	-23.95	0.75	11.02	-8.94	-0.60	1.33
nMBE [%]	-6.58	0.73	1.96	-10.48	-0.65	100.00
nMAE [%]	9.15	18.87	12.19	17.69	8.32	100.00

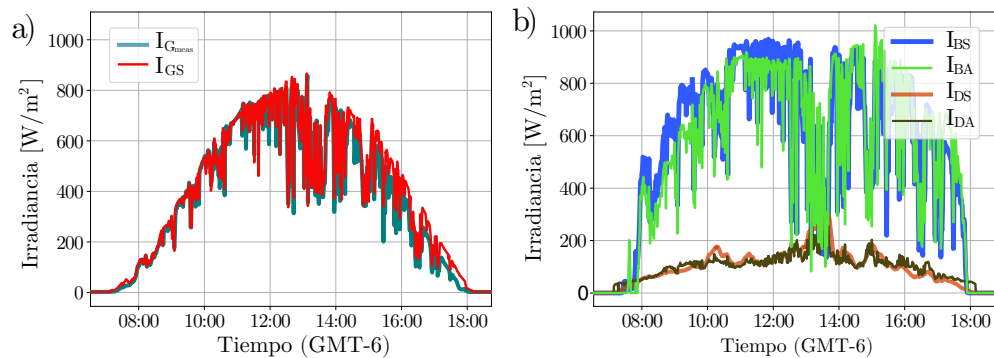
calidad, como uno de clase A o clase B, en lugar del piranómetro utilizado. Esto supondría un aumento del costo final del ASI. Aunque el error producido por el instrumento afecta las estimaciones del ASI, este problema también confirma la solidez de la metodología utilizada, ya que la incertidumbre en las mediciones se reduciría aún más si se utilizara el hardware adecuado.



**Figura 4.2:** Comparación de la metodología para el cálculo de las componentes solares mediante el ASI frente a los datos de la estación SSs en un escenario soleado. a) Comparación  $I_{G_{meas}}$  vs.  $I_G$  de la estación SSs; b) Comparación  $I_{BA}$  e  $I_{DA}$  frente a las mediciones de estación SSs.



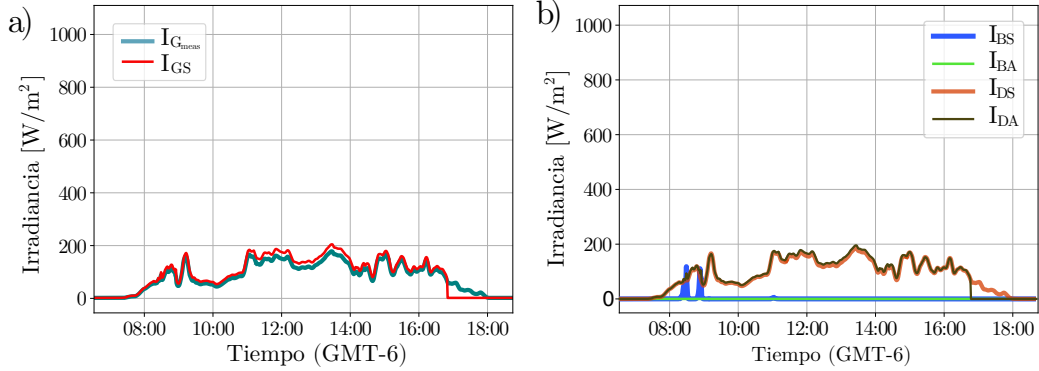
**Figura 4.3:** Comparación de la metodología para el cálculo de las componentes solares mediante el ASI frente a los datos de la estación SSs en un escenario parcialmente soleado. a) Comparación  $I_{G_{meas}}$  vs.  $I_{GS}$  de la estación SSs; b) Comparación  $I_{BA}$  e  $I_{DA}$  frente a las mediciones de estación SSs.



**Figura 4.4:** Comparación de la metodología para el cálculo de las componentes solares mediante el ASI frente a los datos de la estación SSs en un escenario parcialmente nublado. a) Comparación  $I_{G_{meas}}$  vs.  $I_{GS}$  de la estación SSs; b) Comparación  $I_{BA}$  e  $I_{DA}$  frente a las mediciones de estación SSs.

En condiciones de día nublado,  $I_G$  es relativamente pequeño para valores pequeños de  $\theta_z$ . En consecuencia,  $I_D$  contribuye casi en su totalidad a  $I_G$  por lo que  $I_B$  es casi nulo o nulo. Por este motivo, y con base en la experimentación, se consideró que  $I_D$  es igual a  $I_G$  cuando  $I_G$  es  $< 250 \text{ W/m}^2$  y  $\theta_z < 70^\circ$ ; el resultado de esta consideración se presenta en la Figura 4.5. En el escenario nublado, el nRMSE para  $I_B$  crece significativamente debido a pequeños errores sistemáticos apreciables (ver Figura 4.5). La amplitud de estos errores se debe a que hubo varios momentos durante las primeras

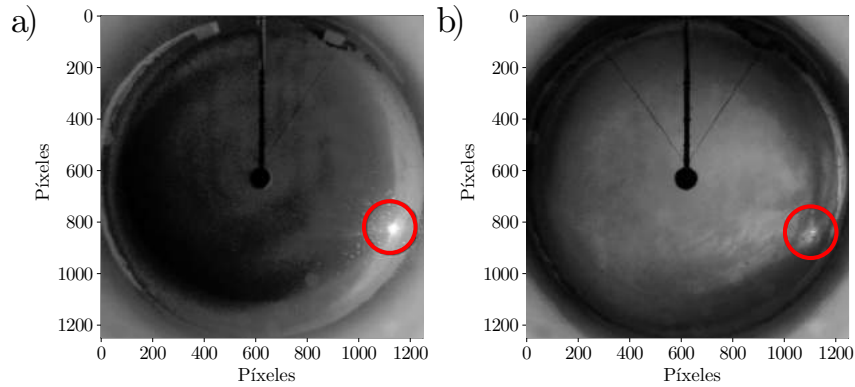




**Figura 4.5:** Comparación de la metodología para el cálculo de las componentes solares mediante el ASI frente a los datos de la estación SSs en un escenario nublado. a) Comparación  $I_{G_{meas}}$  vs.  $I_{GS}$  de la estación SSs; b) Comparación  $I_{BA}$  e  $I_{DA}$  frente a las mediciones de estación SSs.

horas del día en los que apenas se pudo observar el Sol debido a las condiciones de nubosidad. La estación solarimétrica fue capaz de medir a  $I_B$ , mientras que las mediciones de  $I_{G_{meas}}$  por el ASI fueron inferiores a  $250 \text{ W/m}^2$ . Esta situación se produjo a lo largo de 25 minutos en 2 intervalos diferentes, un ejemplo de las condiciones de nubosidad del cielo se muestra en la Figura 4.6. Tomando en cuenta que para estos casos los valores de  $I_B$  son muy pequeños, los errores estadísticos normalizados tienden a maximizarse; y como resultado, parecen ser grandes en comparación con los otros tres escenarios analizados (soleado, parcialmente soleado y parcialmente nublado). No obstante, el nRMSE obtenido de 721.80 % para  $I_B$  tan sólo equivale a un RMSE de  $9.60 \text{ W/m}^2$ . En relación a  $I_G$  e  $I_D$  los nRMSE obtenidos son 21.87 % y 15.10 %, respectivamente. Una de las bondades de esta metodología consiste en que no es necesario identificar el tipo de nubosidad existente en el cielo, ya que las mediciones del piranómetro y el valor calculado de  $\theta_z$  son utilizados para calcular IPM sin considerar las condiciones de nubosidad en la imagen.

La Figura 4.7 ilustra un ejemplo dónde dos instantes de cielo en los que  $I_G$  y  $\theta_z$  son similares mientras que las condiciones de nubosidad son diferentes. La situación mostrada en la Figura 4.7a) tiene una componente de  $I_D$  más baja, y debido al tipo de nube, tiene un  $I_B$  más elevado que la situación



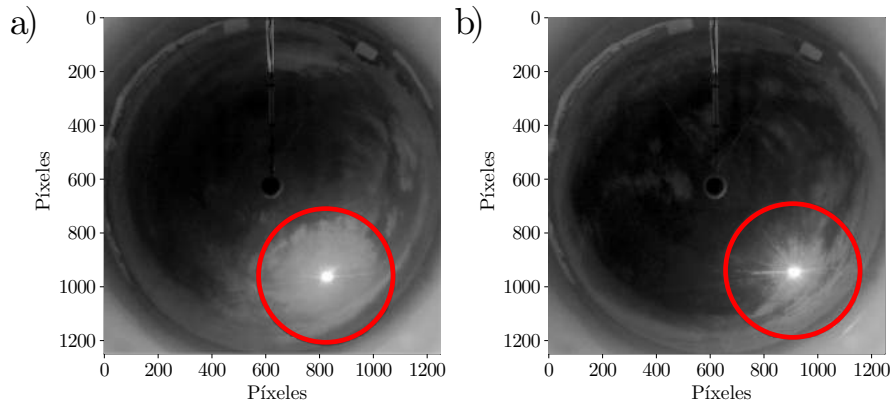
**Figura 4.6:** Análisis del día nublado. Alta densidad de nubes donde aún puede observarse el Sol. a)  $I_G = 110.66 \text{ W/m}^2$  con  $\theta_z = 62.92^\circ$ . b)  $I_G = 159.63 \text{ W/m}^2$  con  $\theta_z = 60.61^\circ$ .

presentada en la Figura 4.7b). Este fenómeno ocurre porque dicha nubosidad dispersa más la radiación del Sol. Este análisis es un reto interesante y complejo para los sistemas ASI. La Tabla 4.3 resume los resultados de calcular  $I_{DA}$  e  $I_{BA}$  en diferentes tipos de nubosidad cuando  $I_G$  y  $\theta_z$  son similares.

**Tabla 4.3:** Desempeño de la metodología de cálculo de las componentes solares en distintas condiciones de nubosidad con Sol cubierto y valores similares de  $I_G$  y  $\theta_z$ .

$\theta_z$	Componentes de irradiancia solar [ $\text{W/m}^2$ ]					
	ASI			SSs		
	$I_{G_{meas}}$	$I_{DA}$	$I_{BA}$	$I_{GS}$	$I_{DS}$	$I_{BS}$
$51.19^\circ$	604.16	338.25	424.25	593.30	343.30	415.40
$53.85^\circ$	583.32	116.09	791.92	554.20	139.70	766.60

Debido a la naturaleza del sistema catadióptrico, tanto la carcasa de la cámara y el pedestal son captados por la propia cámara, bloqueando al cielo y perdiendo información. Estos elementos representan tan sólo 1.54 % de la superficie total del cielo reflejada en la imagen después de ser modificada mediante el proceso de corrección de la distorsión. Además, durante el proceso de calibración de IPV, no se eliminaron ambos elementos de la imagen, ya que no afectan a  $I_{G_{meas}}$  debido a que el piranómetro está colocado en la parte superior de la carcasa de la cámara. Esto provoca que se consideren de forma intrínseca durante la calibración, por lo que no se consideró realizar un proceso de corrección



**Figura 4.7:** Dos casos con  $I_G$  similar pero con  $I_B$  e  $I_D$  distintos debido a las características de la nube que cubre al Sol. a) Gran nube dispersa. b) Pequeña nube gruesa. Los círculos rojos representan la región de píxeles principales que contribuye más a  $I_D$ .

para emular la fracción de cielo bloqueado.

De acuerdo con los resultados mostrados en la Tabla 4.2, el ASI desarrollado obtiene resultados destacados en diferentes escenarios climáticos, especialmente en escenarios complejos, como el parcialmente soleado, parcialmente nublado y nublado. Estos escenarios son raramente discutidos en la literatura debido a su complejidad. Además, el rendimiento obtenido por esta metodología muestra resultados mejorados en comparación con otros trabajos relacionados. En la Tabla 4.4 se realiza una comparación por componente solar ( $I_G$ ,  $I_D$  e  $I_B$ ) contra otros estudios. Se destaca que en el presente trabajo se resuelven todas las componentes solares para múltiples escenarios de nubosidad, y se obtiene un RMSE menor que en los estudios previos. En general, pocos trabajos utilizan un ASI para estimar todas las componentes solares, ya que la mayoría se limita a estimar sólo  $I_G$ . El RMSE promedio obtenido por el ASI en todos los escenarios analizados se resume por componente de la siguiente manera:  $36.88 \text{ W/m}^2$  (3.68 %),  $67.48 \text{ W/m}^2$  (6.74 %) y  $23.63 \text{ W/m}^2$  (2.36 %) para  $I_G$ ,  $I_B$  e  $I_D$ , respectivamente.

**Tabla 4.4:** Comparación de RMSE [ $W/m^2$ ] sobre la estimación de los componentes solares ( $I_G$ ,  $I_B$  e  $I_D$ ) de este trabajo frente a otras metodologías expuestas en la literatura. \*Promedio de los resultados de varios días \*\*Resultado para condiciones de nubes tipo cummulus. Los datos de esta tabla no deberían compararse directamente debido a que no se está utilizando el mismo conjunto de datos. Además, existen diferencias en la resolución de cámaras, el tipo de clima y las condiciones atmosféricas, lo que puede afectar los resultados. Por lo tanto, un menor valor de RMSE no necesariamente implica que la estrategia utilizada sea mejor que otra.

a) Comparación de estimación de $I_G$ .				
RMSE [ $W/m^2$ ]	Soleado	Parcialmente soleado	Parcialmente nublado	Nublado
Nuestro trabajo	37.92	42.46	48.52	18.64
Alonso-Montesinos y Batlles [7]	66.45	163.18	152.72	-
Herrera-Carrillo et al. [53]	-	82.30	-	-
Kurtz y Kleissl [67]	51.80*	-	-	-
Kurtz y Kleissl [67]	7.1%*	-	-	-
Dev et al. [33]	-	178.27*	-	-
Schmidt et al. [109]	-	-	180.00**	-

b) Comparación de estimación de $I_B$ .				
RMSE [ $W/m^2$ ]	Soleado	Parcialmente soleado	Parcialmente nublado	Nublado
Nuestro trabajo	66.74	100.71	92.89	9.60
Alonso-Montesinos y Batlles [7]	214.17	180.53	106.50	-
Kurtz y Kleissl [67]	66.00*	-	-	-

c) Comparación de estimación de $I_D$ .				
RMSE [ $W/m^2$ ]	Soleado	Parcialmente soleado	Parcialmente nublado	Nublado
Nuestro trabajo	16.43	37.30	26.65	14.14
Alonso-Montesinos y Batlles [7]	44.12	99.06	122.09	-
Kurtz y Kleissl [67]	45.40*	-	-	-

#### 4.2. DESEMPEÑO DEL MODELO SSPC EN UNA LOCALIZACIÓN CONSTANTE

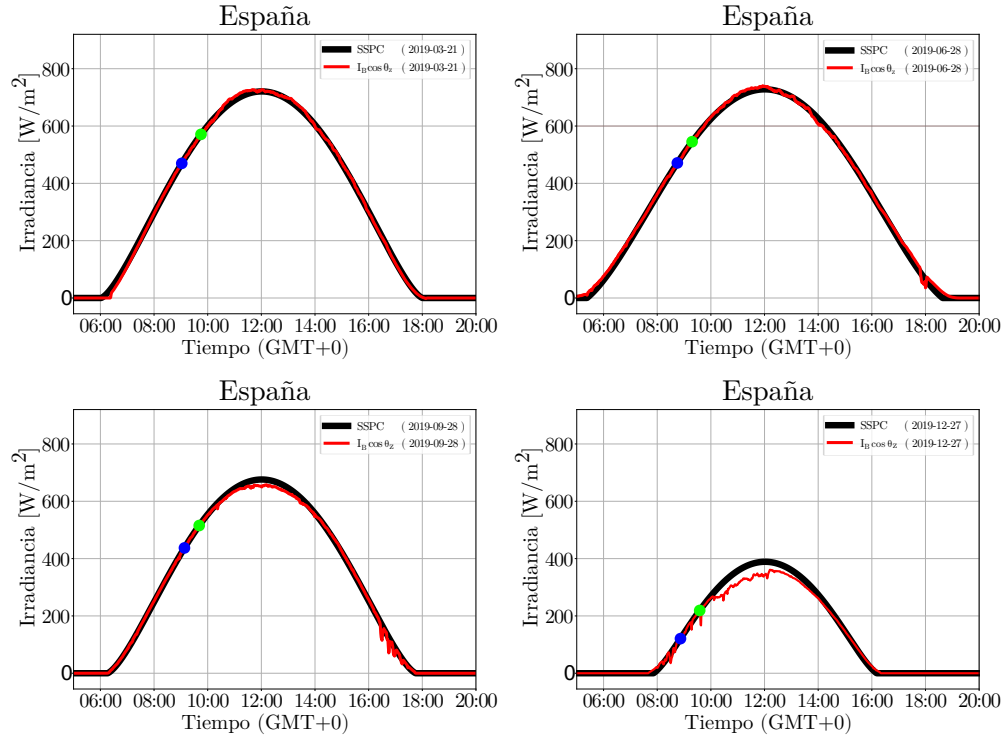
Los coeficientes de  $K_n$  (modelo de cielo claro de DNI) no pueden considerarse constantes a lo largo del año, ya que  $I_{ext}$  (radiación extraterrestre) y las condiciones meteorológicas cambian progresivamente de un día a otro. Con la finalidad de evaluar la capacidad del modelo SSPC para adaptarse a una ubicación durante todo el año, se realizó una búsqueda exhaustiva de días de cielo claro cercanos a los solsticios y equinoccios, los cuales son críticos en el análisis debido a la variación de  $\theta_z$ . Desafortunadamente,

tunadamente, no se encontraron días de cielo claro en la ubicación del sistema ASI para esas épocas del año. Sin embargo, después de llevar a cabo una búsqueda minuciosa de días de cielo claro en la base de datos de PANGAEA<sup>1</sup> [35], se encontraron días con dichas características en la ubicación de España. A pesar de que el modelo SSPC no fue diseñado específicamente para esta ubicación, este análisis permitirá demostrar su capacidad de adaptación. Los coeficientes  $a$  y  $b$  de SSPC se calcularon para cada día, utilizando la metodología propuesta en Anexos D. La comparación de la curva de  $I_{Bc}$  calculada por SSPC contra las mediciones de la estación solarimétrica se muestran en la Figura 4.8 y en la Tabla 4.5 se observa el valor calculado de  $I_{ext}$ , los valores de los coeficientes de calibración de SSPC ( $a$  y  $b$ ), y los resultados de las métricas utilizadas en cada día de cielo claro utilizado. Dado que los coeficientes  $a$  y  $b$  varían de un día a otro, se necesitan calibraciones recurrentes para mantener la precisión estimada de  $I_{Bc}$ . Respecto a las condiciones de verano (2012/06/28), en las que el  $I_{ext}$  es más bajo, se presenta el valor más alto para  $a$  y el más bajo para  $b$ . Sin embargo, para las condiciones de invierno (2019/12/27), en las que  $I_{ext}$  fue la más alta, el coeficiente  $a$  no presenta el valor más bajo, y tampoco el más alto para  $b$ . Por otro lado para las condiciones de primavera (2012/03/21), otoño (2012/09/23) e invierno la variación para el coeficiente  $a$  es pequeña. Para los días cercanos a los solsticios (21/03/2019 y 23/09/2019), los cuales presentaron un valor similar de  $I_{ext}$  y duración del día solar, se presentaron valores similares para el coeficiente  $a$ , pero la diferencia entre el coeficiente  $b$  es de alrededor de 7 decimales. Todas estas variaciones se produjeron probablemente debido a las condiciones meteorológicas de los días seleccionados y, por lo tanto, dada la lejanía de estas fechas, es difícil establecer una ecuación que defina de manera adecuada los coeficientes  $a$  y  $b$  para una estación específica. No se ha observado ninguna relación directa entre el valor mínimo de  $\theta_z$  e  $I_{ext}$  con respecto a los coeficientes  $a$  y  $b$ . Además, según los resultados de la Tabla 4.5, la nRMSE máxima obtenida fue de 11.81 % (condiciones de verano) mientras que la mínima fue de 4.66 % (condiciones de primavera). Independientemente de la estación del año o de la duración del día solar, la metodología propuesta en

---

<sup>1</sup><https://dataportal.s.pangaea.de/bsrn/>

Anexos D puede calcular los coeficientes  $a$  y  $b$  adecuados para aproximarse a un comportamiento de  $I_{Bc}$  similar a  $I_B$  para un día de cielo claro.



**Figura 4.8:** Comparación del modelo de cielo claro  $K_{n(SSPC)}$  contra  $I_{Bc}$  en una misma localización a lo largo del año.  $K_{n(SSPC)}$   $I_{ext}$  es denotado como SSPC por razones de estilo. Los puntos azules y verdes representan los valores de  $I_B$  utilizados para estimar los coeficientes  $a$  y  $b$  del modelo SSPC.

#### 4.2.1. DESEMPEÑO DEL MODELO SSPC EN DIFERENTES LATITUDES

Para validar la adaptabilidad global del modelo de cielo claro propuesto, se analizaron 11 años (2010-2020) de datos radiométricos disponibles de 71 estaciones solarimétricas distribuidas en el mundo y disponibles en la base de datos PANGAEA [35]. Se procesaron 187, 863 días siendo un total de 254'817, 902 mediciones por minutos, de los cuales el 11.91 % se segmentaron como instantes de cielo claro utilizado como referencia el modelo ESRA y los criterios de Reno (ver Anexo D.0.2). Del mis-

**Tabla 4.5:** Resultados estadísticos. Resumen de la aproximación de  $I_{Be}$  mediante el modelo  $K_{n(SSPC)}$  en España para fechas críticas del año 2019. Los coeficientes  $a$  y  $b$  se calculan según la metodología propuesta en Anexo D. Las métricas utilizadas son Clase A (indicadores de dispersión de puntos individuales) y Clase B (indicadores de rendimiento global) [37, 48], más detalles de estas métricas se muestran en Anexo D.0.4.

España							
Día	$I_{ext}$ [W/m <sup>2</sup> ]	$a$	$b$	Clase A			
				nMBE [%]	MAPE [%]	nRMSE [%]	nMAE [%]
2019/03/21	1371.95	0.21	-3.02	3.50	3.91	4.66	3.50
2019/06/28	1315.91	0.29	-4.06	7.87	10.85	11.81	7.87
2019/09/23	1351.73	0.20	-3.71	5.80	6.01	8.41	5.88
2019/12/27	1408.55	0.21	-3.54	4.41	4.68	5.94	4.41

Día	$I_{ext}$ [W/m <sup>2</sup> ]	Clase B					
		SBF [%]	U <sub>95</sub> [%]	TS [%]	NSE	WIA	LCE
2019/03/21	1371.95	0.85	12.95	28.05	0.86	0.96	0.65
2019/06/28	1315.91	0.53	32.76	24.79	0.60	0.84	0.47
2019/09/23	1351.73	0.88	23.68	5.54	0.11	0.81	0.06
2019/12/27	1408.55	0.74	16.51	21.95	0.53	0.86	0.34

mo modo, al igual que Sun et al. [114], cada estación solarimétrica fue clasificada según las cinco clases principales de Köppen-Geiger [66] (ecuatorial, árido, templado, frío y polar) para identificar el peor y el mejor rendimiento del modelo SSPC según el clima. Estos resultados se analizan en este documento mediante gráficos de caja o *boxplot*. *Boxplot* es una representación gráfica utilizada para mostrar la distribución de un conjunto de datos en cuartiles, donde la mediana es la línea horizontal que separa los cuartiles 2 y 3. Además, también muestra los valores máximos y mínimos del conjunto de datos [12]. La Figura 4.9 muestra los resultados de las métricas estadísticas para cada clima según cada conjunto de datos. Los peores resultados para MAPE, nMAE, nRMSE, SBF y U<sub>95</sub> fueron para Howrah (clima ecuatorial), mientras que para TS y nMBE fueron Polo Sur y Newcastle, ambos de clima polar. La métricas MAPE, nMAE, nRMSE, SBF y, nMBE no superan el 15.20 %, sin embargo, los valores para U<sub>95</sub> y TS rondan el 41 % y el 54 %, respectivamente. En cuanto a las métricas de clase B, Newcastle obtuvo el peor rendimiento para WIA (0.42) y el Polo Sur para NSE (-3.1) y LCE (-1.13).

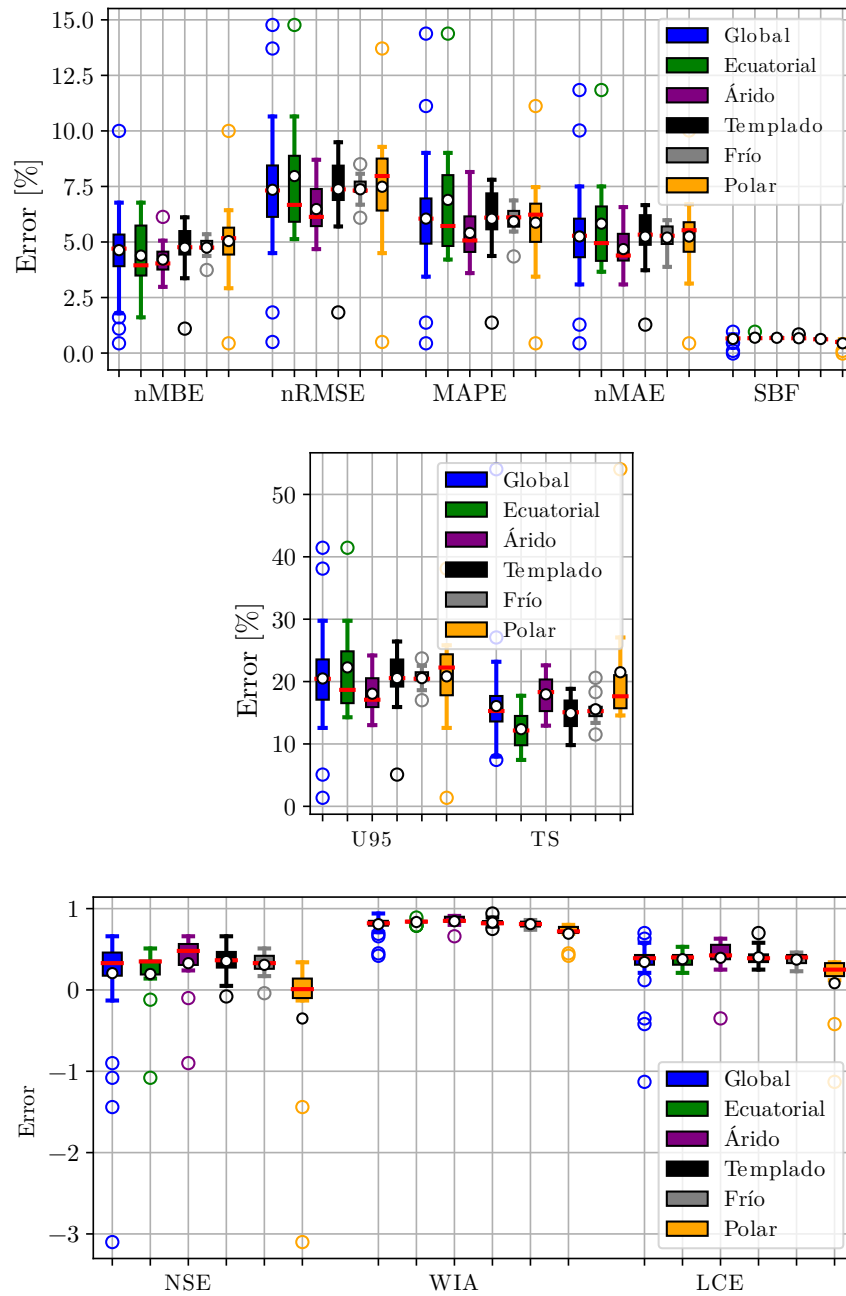
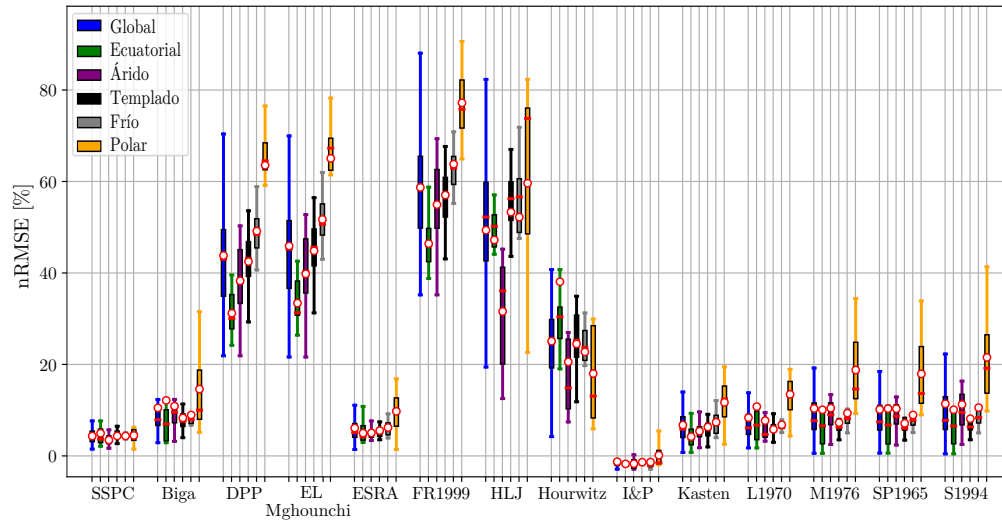


Figura 4.9: Boxplot de las métricas estadísticas de las clases A y B calculadas para el modelo SSPC. Las líneas rojas representan la mediana, los puntos blancos representan la media y los círculos vacíos representan los valores atípicos.



El análisis individual del modelo  $K_{n(SSPC)}$  no muestra su calidad en comparación contra otros modelos  $K_n$ . Es por esto que, se comparó  $K_{n(SSPC)}$  contra 13 modelos  $K_n$  mediante la métrica nRMSE utilizando la misma base de datos (71 estaciones solarimétricas). Estos 13 modelos  $K_n$  son modelos empíricos seleccionados por la facilidad de obtener sus parámetros de entrada (ver Tabla D.1). Se utiliza la métrica nRMSE porque proporciona información término a término sobre la desviación de los valores reales contra los valores calculados y el valor medio en periodos cortos [37]. El *batch* de resultados nRMSE de cada modelo para cada estación está disponible en el GitHub [SanchezCD/SSPC](#) y se muestra en la Figura 4.10. Sin embargo, este modelo obtuvo sus peores resultados para las estaciones solarimétricas ubicadas en la Estación Concordia, el Observatorio de Huancayo y Yushan. Estas estaciones solarimétricas, son todas aquellas que por su ubicación, superan una altitud de 3200 metros sobre el nivel del mar, de las cuales la estación solarimétrica de Yushan, ubicada a la mayor altitud ( $h = 3858$  metros), reporta el peor resultado de la métrica nRMSE (10.88 %); por lo que se puede argumentar que las grandes altitudes afectan el desempeño de este modelo de manera significativa. Es importante señalar que el modelo I&P se presentó como una estrategia para obtener  $T_L$  [57] no como un modelo de cielo claro, por tanto, los días que se utilicen deben ser días con condiciones de cielo claro.

Es de esperar que el conjunto de resultados nRMSE, de los modelos, sean dispersos (Figura 4.10) debido a que varios sitios de evaluación están fuera de sus parámetros de diseño, como el clima y la altitud. En la Tabla 4.6, se muestra la comparación del lote nRMSE promedio calculado para diferentes modelos de cielo claro según cinco climas principales de Köppen-Geiger. Por ejemplo, los modelos DPP, El Mghouchi y FR1990, al ser sometidos a condiciones fuera de su diseño, presentaron diferencia de más de 30 % respecto a su nRMSE medio de sus nRMSE máximo y mínimo (32.35 %, 31.65 % y 30.78 %, respectivamente). Dado que el modelo ESRA se utilizó como referencia para seleccionar los momentos de cielo claro, es razonable esperar que su nRMSE sea bajo, debido a los datos seleccionados utilizando los criterios de Reno. ESRA presentó una variación entre climas de 4.76 % con



**Figura 4.10:** Comparación de nRMSE del modelo SSPC contra 13 modelos de cielo claro utilizando información radiométrica de 71 estaciones solarimétricas mediante *boxplots*. Los criterios de Reno (Anexo D.0.2) y el modelo de ESRA fueron utilizados para segmentar los instantes de cielo claro. Las líneas rojas representan la mediana y los puntos blancos representan la nRMSE media. Se eliminaron los valores atípicos del gráfico para obtener una visión más clara de los resultados.

una nRMSE media máxima de 12.75 %. Sin embargo,  $K_{n(SSPC)}$  mejoró significativamente estos resultados, obteniendo una variación máxima entre climas de aproximadamente 1.5 % con una nRMSE media máxima de 7.97 %. Excluyendo el modelo I&P, el modelo SSPC obtiene una nRMSE media cuantitativamente inferior a la de todos los demás modelos para una aplicación global, lo que pone de manifiesto que la formulación de éste no tiene en cuenta los parámetros atmosféricos ni las características geográficas. Es importante recordar que SSPC es un modelo de cielo claro empírico que tiene el objetivo de sintetizar una curva de cielo claro a partir de mediciones de  $I_B$ .

Una ventaja de la obtención de los coeficientes  $a$  y  $b$  del modelo  $K_{n(SSPC)}$  es que, aunque los días seleccionados no estén completamente despejados, estos coeficientes se ajustan según las mediciones más altas considerando la combinación  $I_B$  y  $\cos(\theta_z)$ . Por lo tanto, midiendo al menos dos valores de  $I_B$  en un escenario de cielo no despejado, es suficiente para generar una buena aproximación independientemente del clima, la ubicación y la altitud, ya que  $K_{n(SSPC)}$  se ajusta sólo con dos instantes de

**Tabla 4.6:** Comparación media del conjunto RMSE calculado para diferentes modelos de cielo despejado según cinco clases principales de Köppen-Geiger.

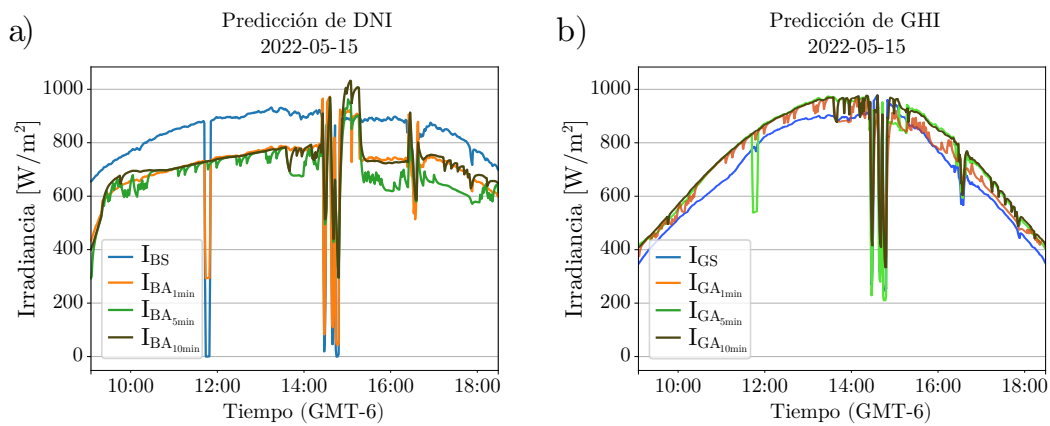
Nombre	RMSE promedio [%]					
	Global	Ecuatorial	Árido	Templado	Frió	Polar
SSPC	7.35	7.97	6.48	7.38	7.37	7.49
Biga [14]	13.51	15.15	13.90	11.31	11.96	17.62
DPP [30]	46.82	34.20	41.28	45.48	52.16	66.55
El Mghouchi [37]	48.91	36.41	42.81	47.85	54.71	68.06
ESRA [101]	9.09	7.99	8.04	8.54	9.21	12.75
FR1999 [44]	61.72	49.42	57.95	60.03	66.78	80.2
HLJ [54]	52.36	50.23	34.59	56.30	55.22	62.62
Hourwitz [52]	28.1	41.09	23.58	27.5	25.75	21.01
I&P [57]	1.75	1.27	1.30	1.64	1.66	3.16
Kasten [62]	9.76	7.22	8.42	9.33	10.38	14.71
L1970 [68]	11.36	13.79	10.73	8.81	9.82	16.48
M1976 [80]	13.38	13.09	13.47	10.29	12.36	21.78
SP1965 [111]	13.17	13.36	13.33	10.13	11.97	20.94
S1994 [108]	14.41	13.10	14.25	11.15	13.57	24.55

condiciones de cielo claro y no con mediciones de todo un día de cielo claro [28, 29, 55] o mediciones cercanas al mediodía [93] como se ha propuesto en la literatura.

Los resultados presentados en la Tabla 4.6 demuestran que el modelo  $K_{n(SSPC)}$  tiene un error menor al 8 % para las cinco clases principales de Köppen-Geiger, lo cual sugiere que este modelo podría ser una alternativa viable para calcular condiciones de cielo claro sin la necesidad de ajustar constantes específicas para una ubicación en particular, como ocurre con los modelos convencionales de cielo claro que utilizan coeficientes calibrados para localizaciones específicas [21, 57, 79]. En general,  $K_{n(SSPC)}$  mostró un nRMSE inferior que el de otros modelos, adaptándose a diferentes climas, latitudes y duración de día solar. Por tanto, podría utilizarse como referencia de  $I_{Bc}$  para evaluar el rendimiento de otros modelos en condiciones de cielo no despejado. Además, en este trabajo,  $K_{n(SSPC)}$  se implementa para calcular  $I_B$  en condiciones de cielo claro con el propósito de usarse como referencia en la propuesta de predicción de irradiancia solar mediante el sistema ASI.

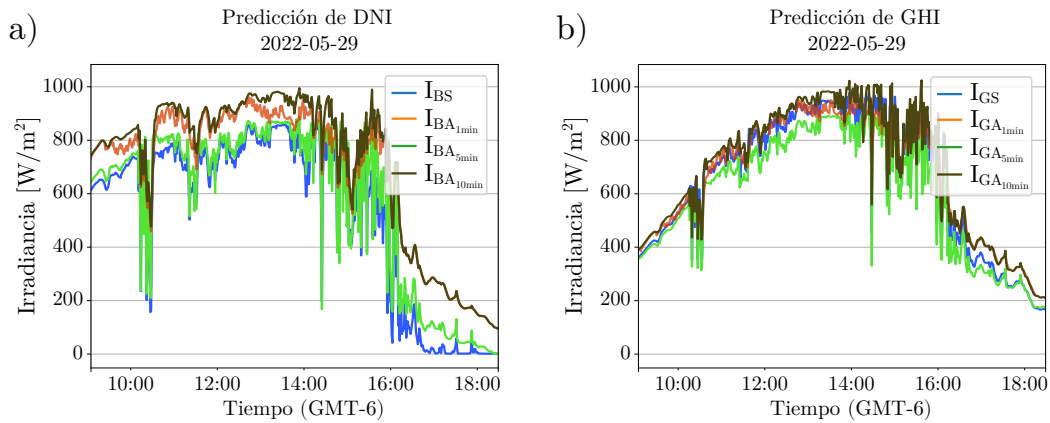
### 4.3. RESULTADOS SOBRE PREDICCIÓN DE IRRADIANCIA SOLAR

En esta sección se describen los resultados sobre la metodología propuesta para la predicción de irradiancia solar. El sistema ASI realiza predicciones a 1, 5 y 10 min, que son tiempos de predicción típicos utilizados en la literatura [77, 85]. Los resultados obtenidos fueron comparados contra las mediciones de la estación solarimétrica estándar. Un total de 50 días, desde el 13 de mayo de 2022 hasta el 02 de julio de 2022, se emplearon en la evaluación del modelo de predicción propuesto. Una vez terminada la prueba, los resultados fueron clasificados según el tipo de escenario presente en relación con la proporción de cielo cubierto por nubes. Así, el conjunto de datos se distribuyó de la siguiente manera: el 22.66 % para instantes soleados, el 63.40 % para instantes parcialmente nublados y el 13.94 % restante para instantes nublados. En la Figuras 4.11-4.13 se muestran ejemplos del comportamiento de la predicción de la irradiancia para los componentes DNI y GHI en escenarios soleados, parcialmente nublados y nublados.

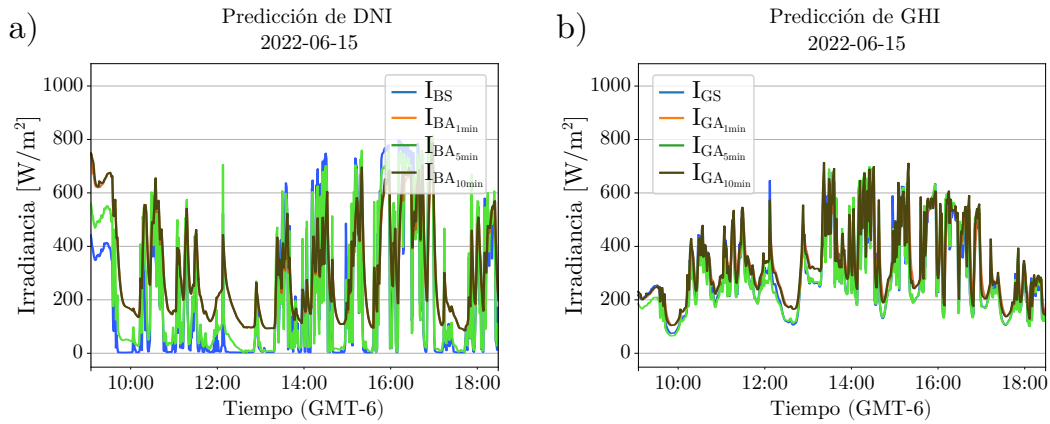


**Figura 4.11:** Ejemplos de comportamiento de  $I_B$  e  $I_G$  para un día soleado nublado con periodos de predicción de 1, 5 y 10 minutos, indicados por los sufijos min. El valor medido por la estación solarimétrica se representa por  $I_{GS}$ . a) Predicción para DNI - b) Predicción para GHI.

La Tabla 4.7 muestra los resultados estadísticos de la predicción a 1, 5 y 10 min de las componentes DNI y GHI a lo largo de toda la prueba. En general, los errores del escenario soleado son menores



**Figura 4.12:** Ejemplos de comportamiento de  $I_B$  e  $I_G$  para un día parcialmente nublado con periodos de predicción de 1, 5 y 10 minutos, indicados por los sufijos min. El valor medido por la estación solarimétrica se representa por  $I_{GS}$ . a) Predicción para DNI - b) Predicción para GHI.



**Figura 4.13:** Ejemplos de comportamiento de  $I_B$  e  $I_G$  para un día nublado con periodos de predicción de 1, 5 y 10 minutos, indicados por los sufijos min. El valor medido por la estación solarimétrica se representa por  $I_{GS}$ . a) Predicción para DNI - b) Predicción para GHI.

que los de los escenarios parcialmente nublado y nublado. Aunque el escenario soleado se considera un escenario trivial en la literatura, ya sea por la baja variabilidad de la irradiación o por la escasa existencia de nubes en el cielo. Sin embargo, existen casos en los que aparecen nubes solitarias que crecen y desaparecen en pocos minutos; y por tanto, pueden bloquear el Sol momentáneamente. Algunas de estas nubes “espontáneas” son difíciles de rastrear para un ASI ya que su aparición en el cielo puede

ser entre la captura de las últimas dos imágenes o incluso después de la captura de la última imagen del cielo, por lo que no es posible establecer algún vector de velocidad de la nube debido a que se necesita capturar e identificar a una misma nube en dos imágenes consecutivas. Incluso, si se aumentara la tasa de tiempo de captura entre imágenes, esto no garantizaría que una nueva nube espontánea apareciera, bloqueara al Sol y desapareciera para los tiempos de predicción establecidos (1, 5 y 10 min). Esta incertidumbre se ve reflejada en el incremento de al menos un 4 % del nRMSE en las predicciones de 5 y 10 minutos en comparación contra el nRMSE obtenido para 1 minuto.

**Tabla 4.7:** Resultados estadísticos sobre la predicción de las componentes solares en diferentes escenarios.

Error	Escenario	Componentes solares					
		DNI			GHI		
		1 min	5 min	10 min	1 min	5 min	10 min
nRMSE [%]	Soleado	8.62	13.74	12.69	8.66	10.23	9.11
	Parcialmente nublado	16.03	36.68	34.68	15.78	25.54	23.83
	Nublado	14.87	33.47	33.45	14.08	22.35	22.34
nMAE [%]	Soleado	7.39	13.20	11.63	7.18	8.53	7.26
	Parcialmente nublado	13.76	30.28	27.65	11.88	20.53	18.32
	Nublado	12.61	32.66	32.81	6.44	18.51	18.62
nMBE [%]	Soleado	1.95	8.49	3.18	3.90	7.26	1.47
	Parcialmente nublado	-4.11	-23.14	-18.23	6.51	-17.46	-12.89
	Nublado	-7.88	-25.82	-26.02	2.89	-16.23	-16.32

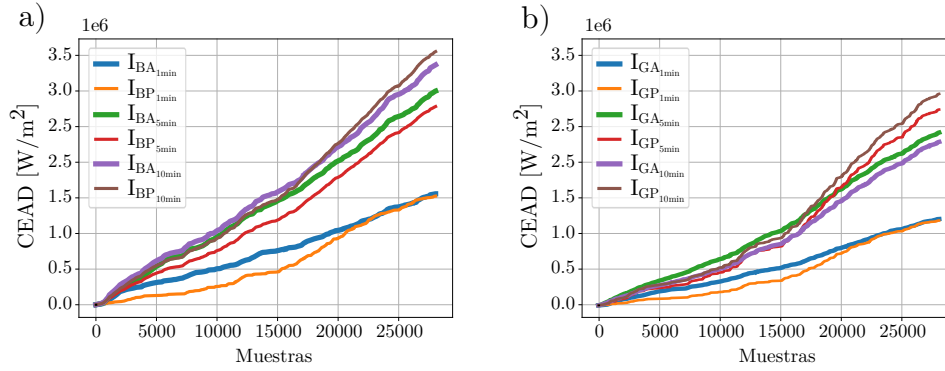
A su vez, en el escenario nublado se observó el peor valor de nRMSE tanto para  $I_B$  como para  $I_G$ . Esto se debe a que la nubosidad implica una mayor incertidumbre en la variación de las componentes solares, ocasionada por la concentración y movilidad no uniforme de las nubes. En particular, en condiciones de escenario parcialmente nublado, pocas regiones del cielo no están cubiertas por nubes y, por tanto, pueden considerarse un complemento del escenario soleado. Ante este tipo de condiciones, el cielo cubierto por nubes presenta bajo contraste tanto para nubes oscuras como claras, es por ello que el seguimiento de las características de nubes se dificulta. Las regiones que muestran un alto contraste corresponden a los bordes entre el cielo despejado y las nubes, por lo que las características de las nubes, identificadas en los bordes de las propias nubes, son utilizadas para determinar el despla-

miento de los huecos de nubes. Además, la metodología de desplazamiento de nubes presentada aquí propone identificar el desplazamiento de toda la nube y no identificar pequeñas regiones. De esta manera, en ciertas ocasiones, el método de predicción propuesto considera que la evolución del cielo en intervalos de 5 y 10 minutos es similar en este tipo de situación, lo cual se traduce en errores prácticamente idénticos. Un ejemplo de esto se presenta en la Figura 4.12c) después de las 16:30 hrs, donde el cálculo de  $\tau_c$  para 5 y 10 minutos es el mismo. Los nMBE obtenidos para los escenarios parcialmente nublado y nublado en tiempos de predicción de 5 y 10 minutos son negativos. Estos nMBE obtenidos se aproximan a los nMAE respectivos, lo que significa que la mayoría de las predicciones subestiman el valor medido. Esto puede explicarse por dos razones. En primer lugar, es probable que se produzcan más ocurrencias de predicciones de oclusión en situaciones de Sol descubierto. En segundo lugar, incluso si existe una predicción efectiva de la oclusión del Sol por las nubes, es común que el valor de  $\bar{\tau}_c$  (transmitancia promedio de las nubes) sea inferior al valor real de  $\tau_c$  (transmitancia de la nube).

#### 4.3.1. EVOLUCIÓN DEL ERROR AL REALIZAR LA PREDICCIÓN

La implementación de una etapa de entrenamiento es una característica típica de los trabajos relacionados con la predicción de la irradiación. Generalmente, en esta etapa se utiliza más de la mitad de los datos disponibles [61, 128]. Es por eso que un aspecto destacable del método de predicción propuesto es que reduce la típica etapa de entrenamiento, ya que aprovecha la medición del  $I_G$  y un modelo de cielo claro ( $K_{n(SSPC)}$ ) como referencia. Como se mencionó en la Sección 3.3.3,  $\bar{\tau}_c$  es calculado a partir de una interpolación RBF formada por una colección de puntos que son añadidos constantemente a lo largo de la prueba. En una etapa de entrenamiento, se podría definir un número finito de valores para esta colección de puntos calculados por la selección arbitraria de datos. Sin embargo, esta metodología implica una etapa de ajuste continuo, razón por la cual los errores estadísticos son calculados sobre la totalidad de los datos. Para visualizar la evolución del error entre cada medición, se presenta gráficamente la suma acumulada del valor absoluto de la diferencia entre la predicción y

el valor medido. Este error se denomina “error acumulado de diferencia absoluta” (CEAD) y en esta investigación fue calculado tanto para el modelo de predicción de irradiancia presentado como para el modelo de persistencia (Figura 4.14).



**Figura 4.14:** Comportamiento del CEAD para las predicciones de irradiancia del ASI y del modelo de predicción de persistencia. Esta comparación muestra el comportamiento CEAD desde el principio hasta el final de la prueba. a) Gráfico CEAD para  $I_B$ . b) Gráfico CEAD para  $I_G$ . Los sufijos A y P hacen referencias a las predicciones del ASI y del modelo de persistencia respectivamente.

Durante las primeras 2,500 muestras, se obtuvieron los peores resultados de *skill* en la predicción de la componente DNI para intervalos de tiempo de 1, 5 y 10 minutos. Los valores correspondientes fueron de -71.02 %, -32.85 % y -33.25 %. Además, se observó el menor *skill* en la predicción de GHI para un intervalo de 1 minuto en esas mismas 2,500 muestras, obteniendo un valor de -55.56 %. En comparación, el CEAD promedio del ASI fue de 40.62 W/m<sup>2</sup>, mientras que para el modelo de persistencia fue de tan solo 18.05 W/m<sup>2</sup> (Tabla 4.8). Sin embargo, a medida que avanzaba la prueba, se pudo observar una mejora significativa en el *skill*, lo que se atribuye al ajuste continuo de los parámetros de calibración de  $K_d$  y  $\tau_c$ .

Lo anterior se relaciona con el comportamiento del *skill* por cada día, utilizando el modelo de persistencia ( $RMSE_p$ ) como referencia (Figura 4.15). Según la Tabla 4.8, se observa que al inicio de la prueba (primeras 10,000 muestras o primeros 17 días), el  $RMSE_p$  obtenido es menor que el obtenido por las predicciones del ASI. Sin embargo, a medida que avanza la prueba, se observó una mejora signi-



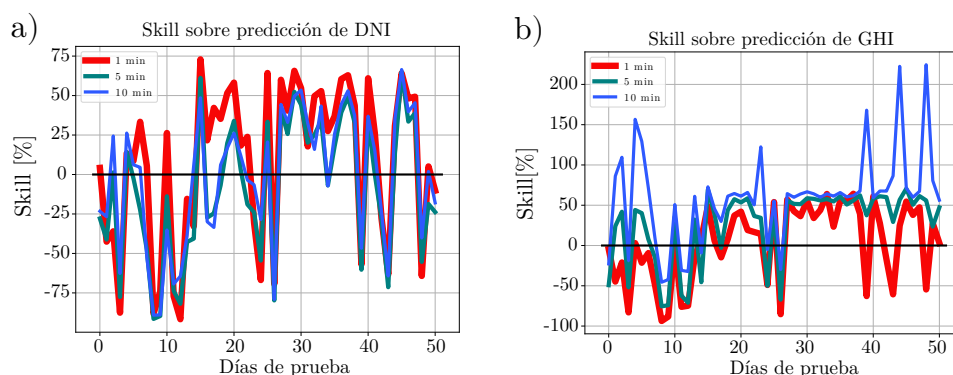
**Tabla 4.8:** Comparación de la evolución de CEAD promedio y *Skill* para la predicción de la irradiancia utilizando el ASI contra el modelo de persistencia (Pers). La columna "Muestras" indica las mediciones utilizadas para el intervalo analizado, permitiendo identificar la evolución de la predicción del sistema ASI. El modelo de persistencia supone que la irradiancia permanece constante durante el tiempo de predicción. Un *Skill* positivo indica que el sistema ASI tiene un mejor desempeño en la predicción realizada por el modelo de persistencia para el intervalo de muestras y tiempo de predicción considerados. Un *Skill* negativo sugiere que el modelo de persistencia es más preciso que el sistema ASI.

DNI									
Muestras [k]	CEAD promedio [W/m <sup>2</sup> ]						<i>Skill</i> [%]		
	1 min		5 min		10 min		1 min	5 min	10 min
	ASI	Pers	ASI	Pers	ASI	Pers	-	-	-
0.0 - 2.5	70.89	20.54	85.59	57.47	110.73	73.90	-71.02	-32.85	-33.26
2.5 - 5.0	33.92	22.72	94.48	70.39	94.91	88.74	-33.01	-25.49	-6.50
5.0 - 7.5	27.79	13.33	68.26	48.51	67.35	58.41	-52.03	-28.93	-13.27
7.5 - 10.0	35.73	28.90	69.64	56.59	73.32	69.55	-19.11	-18.73	-5.14
10.0 - 12.5	41.88	52.48	98.57	87.47	103.79	112.75	20.19	-11.26	7.94
12.5 - 15.0	43.08	15.23	69.91	55.84	77.79	68.74	-64.64	-20.12	-11.63
15.0 - 17.5	44.77	76.12	82.90	94.04	94.94	128.61	41.18	11.84	26.17
17.5 - 20.0	49.74	81.35	103.30	105.68	116.09	133.35	38.85	2.25	12.90
20.0 - 22.5	51.61	83.83	97.47	107.83	114.60	140.96	38.43	9.60	18.70
22.5 - 25.0	58.44	48.68	110.29	101.17	130.65	128.70	-16.70	-8.26	-1.49
25.0 - 27.5	51.00	57.98	95.12	101.92	112.04	134.54	12.03	6.67	16.72

GHI									
Muestras [k]	CEAD promedio [W/m <sup>2</sup> ]						<i>Skill</i> [%]		
	1 min		5 min		10 min		1 min	5 min	10 min
	ASI	Pers	ASI	Pers	ASI	Pers	-	-	-
0.0 - 2.5	40.62	18.05	72.47	50.45	57.70	59.44	-55.56	-30.38	2.92
2.5 - 5.0	37.22	18.87	65.80	46.87	54.51	55.75	-49.30	-28.76	2.22
5.0 - 7.5	24.26	12.67	53.62	31.84	39.26	37.02	-47.77	-40.61	-5.70
7.5 - 10.0	30.99	25.06	66.91	54.8	52.96	59.44	-19.13	-18.09	10.90
10.0 - 12.5	47.84	47.39	83.87	104.09	83.74	112.00	-0.94	19.42	25.23
12.5 - 15.0	28.14	15.89	73.86	42.23	55.39	53.44	-43.53	-42.82	-3.52
15.0 - 17.5	54.27	71.32	118.15	163.76	121.88	176.04	23.90	27.85	30.76
17.5 - 20.0	58.45	81.39	115.00	167.02	118.15	166.80	28.18	31.14	29.17
20.0 - 22.5	58.13	78.11	117.27	167.76	122.34	173.65	25.57	30.09	29.54
22.5 - 25.0	46.97	46.41	82.99	112.61	88.73	123.67	-1.19	26.30	28.25
25.0 - 27.5	47.33	52.81	101.15	137.95	104.84	148.33	10.37	26.67	29.31

ficativa en los resultados del ASI en comparación con el modelo de persistencia. Este resultado se debe a la disminución gradual de la incertidumbre del cálculo de  $\tau_c$  gracias al aumento progresivo de puntos utilizados para la interpolación RBF, lo que contribuye a una mejor predicción de las componentes solares DNI y GHI.



**Figura 4.15:** Skill obtenido para cada día utilizado en la prueba. El modelo de pronóstico de persistencia es utilizado como referencia. Un valor positivo representa que el pronóstico de ASI produjo un RMSE más bajo que el modelo de persistencia. a) Skill calculado para el DNI. b) Skill calculado para el GHI.

En la Tabla 4.9 se muestra el RMSE total y el *skill* para 1, 5 y 10 minutos. Para DNI, los *skills* para predicciones de 1 y 10 minutos fue ligeramente superiores al 8 %. En predicciones de 5 minutos, el modelo de persistencia fue superior en casi el 1 %. Por otra parte, el modelo de persistencia fue superado en todos los intervalos de predicción para GHI en más de 18 %.

**Tabla 4.9:** Comparación del RMSE entre el modelo de predicción de irradiancia propuesto y el modelo de predicción de persistencia para toda la prueba.

		Componentes solares					
		DNI			GHI		
		1 min	5 min	10 min	1 min	5 min	10 min
RMSE	ASI	80.58	166.45	177.34	67.97	114.86	104.96
[W/m <sup>2</sup> ]	Persistencia	88.86	164.93	192.79	83.60	154.91	168.82
	<i>Skill</i> [%]	9.31	-0.92	8.01	18.70	25.85	37.82

En la Tabla 4.10 se muestra el resumen de resultados de otros trabajos relacionados con predicciones a no más de 10 minutos, con la finalidad de colocar en perspectiva los resultados obtenidos contra

el estado del arte. Es necesario mencionar que los resultados de cada estudio dependen de las características de los días analizados, así como de las condiciones meteorológicas regionales. Por lo tanto, no es factible realizar una comparación considerando únicamente los resultados sin considerar estos factores.

**Tabla 4.10:** Comparación de RMSE ( $W/m^2$ ) de la predicción de DNI y GHI contra el estado del arte.

Referencias	RMSE ( $W/m^2$ )					
	DNI			GHI		
	1 min	5 min	10 min	1 min	5 min	10 min
Nuestro método	80.58	166.45	177.34	67.97	114.86	104.96
Chu et al. [24]	-	104.8	141.3	-	-	-
Chu et al. [25]	-	93.1	111.5	-	-	-
Chu et al. [26]	-	86.7	63.4	-	-	-
Huang et al. [56]	-	-	-	142.08	-	-
Kamadinata et al. [61]	-	-	-	150	245	-
Li et al. [71]	-	222.7	227.2	-	-	-
Marquez y Coimbra [77]	285	280	320	-	-	-
Nou et al. [85]	75	120	145	-	-	-
Quesada-Ruiz et al. [94]	-	105.26	-	-	-	-

Tomando en cuenta los resultados obtenidos, la metodología aquí propuesta es una alternativa viable para aplicaciones de predicción solar a corto plazo, tales como la adaptación de la operación de plantas de concentración de energía solar. Además, se puede considerar como una alternativa económica (con un costo de alrededor de 2,100.00 USD) para identificar la variabilidad de la irradiancia. A través del mapeo angular del cielo con respecto al Sol, se identifican aquellas nubes cuyo desplazamiento está en la dirección de la posición del Sol utilizando únicamente su componente de velocidad radial  $v_{\beta}$ . La estrategia de ajuste constante del cálculo de la transmitancia reduce la cantidad de datos en una etapa del entrenamiento, ahorrando posiblemente un entrenamiento extra cuando se cambian algunos parámetros de la configuración de la cámara o algunos elementos ópticos del ASI.

La comparación de los resultados obtenidos de la estrategia de predicción desarrollada en este trabajo contra el modelo de persistencia (Tabla 4.9) y contra otros trabajos en la literatura (Tabla 4.10), demuestran que la mayoría de las predicciones presentan un *skill* positivo y un rendimiento compe-

titivo con la literatura existente. El modelo de predicción de las componentes solares presenta un *skill* superior en comparación con el modelo de persistencia para la mayoría de los intervalos de análisis. En particular, se observa una mejora significativa en la predicción del DNI para los intervalos de 1 y 10 minutos, con un *skill* de al menos un 8 % en comparación con el modelo de persistencia. En el caso del intervalo de 5 minutos, se obtiene un RMSE menor al 1 %, que el obtenido por el modelo de persistencia. En cuanto a la predicción de GHI, se observa una mejora significativa para todos los intervalos del análisis en comparación con el modelo de persistencia. El *skill* mínimo obtenido fue para el intervalo de 1 minuto con el 18.70 %, mientras que para 10 minutos el *skill* fue 37.82 % superior al modelo de persistencia. Además, se observó un RMSE de 80.58 W/m<sup>2</sup>, 166.45 W/m<sup>2</sup> y 177.34 W/m<sup>2</sup> para DNI y 67.97 W/m<sup>2</sup>, 114.86 W/m<sup>2</sup> y 104.96 W/m<sup>2</sup> para DHI en las predicciones de 1, 5 y 10 minutos respectivamente. Los resultados demuestran que la estrategia propuesta de predicción de irradiancia es competitiva en comparación con la literatura para periodos cortos de tiempo.

*Lo que sabemos es una gota de agua; lo que ignoramos es el océano.*

Isaac Newton (1642 - 1727)

# 5

## Conclusiones y trabajo a futuro

A lo largo de esta tesis se desarrolló una metodología de predicción de irradiancia para periodos cortos de tiempo mediante la implementación de un sistema de visión catadióptrico. Esta metodología puede resumirse en 4 desarrollos importantes:

- Diseño, construcción y puesta en marcha del sistema ASI. El sistema ASI cuenta con un piranómetro para medición de GHI, una cámara RGB, un espejo semiesférico, además de la implementación de equipo electrónico y de cómputo para la adquisición y procesamiento de datos.

- Metodología sobre corrección de imágenes omnidireccionales que proyectan la imagen del cielo de 3D en un plano, con la finalidad de implementar un modelo píxel-irradiancia y una máscara de irradiación horizontal (HIM).
- Planteamiento de una metodología para el desarrollo de modelos empíricos de cielo claro de DNI utilizando ecuaciones que describen la densidad óptica de la atmósfera en relación a  $\theta_z$ , calculando la transmitancia del cielo ( $\tau$ ) mediante la consideración, en su conjunto, de la reflectancia, la absorptancia y la dispersión de la atmósfera.
- Predicción de irradiancia de las componentes solares mediante la implementación de un modelo píxel-irradiancia, el cálculo de la transmitancia de la nube ( $\tau_c$ ) utilizando DNI en condiciones de cielo claro y la transformación angular del cielo respecto al Sol para el cálculo de la velocidad de las nubes.

La metodología propuesta para la medición instantánea de las componentes solares y la predicción de la irradiancia ha demostrado resultados competitivos en comparación con el estado del arte, como se observa en las Tablas 4.4 y 4.10. Para mediciones instantáneas en escenarios no triviales como parcialmente soleado y parcialmente nublado, se obtuvieron valores de RMSE menores que los presentados en otros trabajos. Por ejemplo, se logró un valor de  $37.30 \text{ W/m}^2$  para la componente DHI ( $I_D$ ) para el escenario parcialmente soleado y  $26.65 \text{ W/m}^2$  para el escenario parcialmente nublado, mientras que para la componente DNI ( $I_B$ ) se obtuvo  $100.74 \text{ W/m}^2$  y  $92.89 \text{ W/m}^2$  respectivamente. Sin embargo, es importante tener en cuenta que estos resultados fueron menores que los obtenidos en otros trabajos. Además, se encontró un RMSE de  $80.58 \text{ W/m}^2$  para  $I_D$  y  $67.97 \text{ W/m}^2$  para la componente GHI ( $I_G$ ) en las predicciones a un minuto (ver Tabla 4.9), lo cual indica que la estrategia propuesta obtiene resultados competitivos a corto plazo.

En las metodologías presentadas, no es requerido realizar una clasificación de escenarios individual para cada imagen, ya que el cálculo del IPV se realiza mediante una interpolación RBF y la medición

de GHI, lo que soluciona este problema de manera efectiva.

El modelo de cielo claro SSPC fue sometido a un contexto global utilizando una base de datos de 11 años (2010 - 2020) de 71 estaciones solarimétricas para un total de 254'817, 902 mediciones por minuto utilizando diez métricas estadísticas. El modelo SSPC, propuesto en este trabajo, obtuvo el mejor rendimiento para el clima árido (nRMSE 6.48 %) y el peor para el clima ecuatorial (nRMSE 47.97 %) como muestra la Figura 4.9. Además, la comparación realizada del nRMSE medio del modelo SSPC contra 13 modelos empíricos de  $K_n$  dio como resultado que SSPC es el mejor modelo de cielo claro (cuando se excluye el modelo I&P) con un RMSE medio de 7.35 % con una variación de 1.5 % entre el peor y el mejor rendimiento por clasificación climática (véase Tabla 4.6). Esto demuestra que SSPC puede aproximar el comportamiento de  $B_{nc}$  con gran precisión independiente de la latitud, altitud y tipo de clima de los lugares de estudio (Figura 4.10).

El mapeo del cielo en relación con el Sol en una estrategia novedosa que transforma los ejes radial y tangencial de un punto (Sol) en el cielo, en ejes ortogonales, los cuales conforman una nueva imagen cuyos píxeles representan una distribución de ángulo sólido constante, lo que permite calcular el desplazamiento de las partículas en grados y no en píxeles como generalmente se realiza en otros trabajos.

Una de las ventajas de esta metodología es que no es necesario implementar una etapa de entrenamiento ya que el sistema sintoniza constantemente una malla de soluciones para calcular  $\tau_c$ .  $\tau_c$ , se utiliza junto con una curva sintetizada de cielo claro calculada para cada día, mediciones de piranómetros e imágenes de cielo entero para pronosticar el DNI y el GHI para intervalos de tiempo cortos.

El análisis estadístico muestra que la tasa media de error aumenta al incrementar el tiempo de predicción. Los RMSE totales obtenidos para 1, 5 y 10 minutos fueron de 80.58 W/m<sup>2</sup>, 166.45 W/m<sup>2</sup> y 177.34 W/m<sup>2</sup> para el DNI; mientras que para GHI fueron de 67.97 W/m<sup>2</sup>, 114.86 W/m<sup>2</sup> y 104.96 W/m<sup>2</sup> respectivamente. En comparación con el modelo de persistencia, el *skill* obtenido para cada caso fue de 9.31 %, -0.92 % y 8.01 % para DNI; y de 18.70 %, 25.85 % y 37.82 % para GHI. Además, los resul-

tados obtenidos se compararon con otros trabajos de la literatura (ver Tabla 4.10) y esta metodología ofrece resultados competitivos tanto para la estimación de DNI como para GHI.

Así se demuestra que el sistema ASI es una alternativa viable en la evaluación y predicción del recurso solar para sistemas que aprovechan la radiación solar, como plantas fotovoltaicas o centrales termosolares. De acuerdo con la campaña experimental realizada, el sistema destaca por su rendimiento, fácil configuración, componentes de bajo coste y una estimación robusta en todos los escenarios meteorológicos posibles. El costo aproximado del prototipo presentado en este trabajo fue de \$2, 100.00 USD. Se estima que esto representa el 7 % del costo total de una estación solarimétrica estándar secundaria. Con base en lo anterior, se determina un ahorro cercano al 93 % si se utiliza como una alternativa de medición de las componentes solares con la bondad de predecir a corto plazo la evolución de estas con gran precisión.

Por último y como trabajo futuro, se tienen las siguientes propuestas:

- Someter a prueba el desarrollo de este sistema ASI en diferentes latitudes y condiciones geográficas para analizar y reforzar la precisión de las metodologías propuestas.
- Implementar una cámara infrarroja para obtener mapas de temperatura del cielo y complementar el modelo píxel-irradiancia propuesto.
- Utilizar un arreglo óptico para visualizar los grados de polarización del cielo con respecto a la posición del Sol y buscar posibles correlaciones con la formación, dispersión y transmitancia de las nubes.
- Desarrollar un sistema mecatrónico para alinear el eje óptico de la cámara con respecto a la normal del horizonte y el eje óptico del espejo.
- Proponer una actualización de las tablas del coeficiente de turbidez de Linke ( $T_L$ ) a partir de SSPC (u otro función AOD expuesta en Anexos C) asumiendo que la curva de SSPC contra



$\theta_z$  puede extrapolarse hasta el cenit ( $\theta_z = 0$ ), ya que en ese punto el modelo de ESR.A puede igualarse contra la ecuación del coeficiente  $a$ .

- Desarrollar una metodología para el cálculo de altura de las nubes a partir de imágenes capturadas por ASI utilizando la estrategia de corrección de la distorsión de la imagen del cielo propuesta en esta tesis (Sección 3.1.4).



## Productos logrados

### A.1. PUBLICACIÓN DE ARTÍCULO COMO PRIMER AUTOR

Sánchez-Segura, C.D., Valentín-Coronado, L., Peña-Cruz, M.I., Díaz-Ponce, A., Moctezuma, D., Flores, G., Riveros-Rosas, D., 2021. “Solar irradiance components estimation based on a low-cost sky-imager”. *Solar Energy* 220, 269–281. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X2100150X>, doi:<https://doi.org/10.1016/j.solener.2021.02.037>.



Contents lists available at ScienceDirect

Solar Energy

journal homepage: [www.elsevier.com/locate/solener](http://www.elsevier.com/locate/solener)



## Solar irradiance components estimation based on a low-cost sky-imager

César D. Sánchez-Segura<sup>a</sup>, Luis Valentín-Coronado<sup>b</sup>, Manuel I. Peña-Cruz<sup>b,\*</sup>,  
Arturo Díaz-Ponce<sup>b</sup>, Daniela Moctezuma<sup>c</sup>, Gerardo Flores<sup>d</sup>, David Riveros-Rosas<sup>e</sup>

<sup>a</sup> Centro de Investigaciones en Óptica, A.C. Unidad Aguascalientes, Procl. Constitución 607, Fracc. Reserva Loma Bonita, 20200 Aguascalientes, Aguascalientes, Mexico

<sup>b</sup> CONACYT – Centro de Investigaciones en Óptica, A.C. Unidad Aguascalientes, Procl. Constitución 607, Fracc. Reserva Loma Bonita, 20200 Aguascalientes, Aguascalientes, Mexico

<sup>c</sup> CONACYT – Centro de Investigación en Ciencias de Información Geoespacial A.C., 117 Circuito Tecnológico Norte Col. Tecnopolis Pochas II, 20313 Aguascalientes, Mexico

<sup>d</sup> Laboratorio de Percepción y Robótica (LAPyR), Centro de Investigaciones en Óptica, A.C. Loma del Bosque 115, Colonia Lomas del Campestre, 37150 León, Guanajuato, Mexico

<sup>e</sup> Instituto de Geofísica – Universidad Nacional Autónoma de México, Av. Universidad 3000, UNAM, 04510 Ciudad de México, Mexico

### ARTICLE INFO

#### Keywords:

Solar resource assessment  
Catadioptric systems  
Sky-imager  
Solar energy

### ABSTRACT

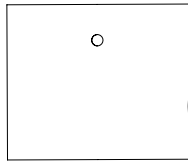
The design and location of solar energy technologies are based chiefly on the availability of solar resource. Specialized measurement equipment and solar resource assessment techniques are mandatory in order to identify appropriate locations for deploying solar systems while minimizing risk and increasing the return rate of the site. These needs have given the scientific community a motivation to design highly reliable and cost-competitive sensors. This work presents a novel methodology to estimate solar irradiance components using a low-cost sky-imager system. Captured images are processed to correct the spherical aberration of the dome and to achieve a pixel-radiance model, allowing each pixel of the image to be considered as an individual source of irradiation. The performance of the proposed model is analyzed and compared in four different weather scenarios against a secondary standard solarimetric station, obtaining a normalized mean bias error for direct normal irradiance, global horizontal irradiance and diffuse horizontal irradiance of 4.53%, –6.55% and 19.62% for a sunny day, 0.79%, –6.13% and 7.00% for a partially sunny day, 1.96%, –6.58% and –0.73% for a partially cloudy day, 100%, –10.48% and –0.65% for a cloudy day, respectively. According to the experimental results, the system stands out for its performance, easy setup, low-cost components and a robust estimation in all possible weather scenarios.

# B

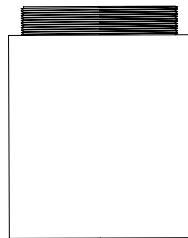
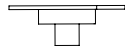
## Esquema de carcasa protectora de la cámara del ASI

En la Figura *B.1* se muestra el esquemático de la carcasa protectora de la cámara para protegerla del polvo y el agua de lluvia.

## Explosionado frontal



Protección de cámara 1



Protección de cámara 2



Protección de filtro 1



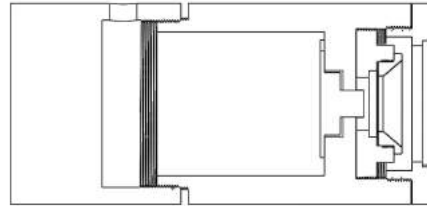
Protección de filtro 2



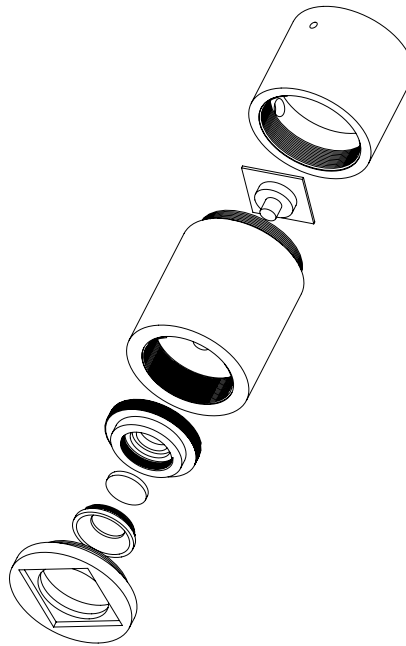
Protección de cámara 3



## Ensamblaje y corte lateral



## Vista isométrica



**Figura B.1:** Esquema de la carcasa protectora de la cámara. Esta carcasa está diseñada para proteger la cámara de la intemperie. Permite el montaje con el soporte del sistema ASI.



## Otros modelos de cielo claro basados en AOD propuestos

Las AOD propuestas son ecuaciones pares de segundo grado desplazadas sobre el eje  $y$ . Para simplificar el procedimiento, las ecuaciones se resuelven en coordenadas cartesianas y no en coordenadas polares como se realizó en la Sección 3.2.2. Para ello, se utiliza la ecuación de la recta que cruza por el

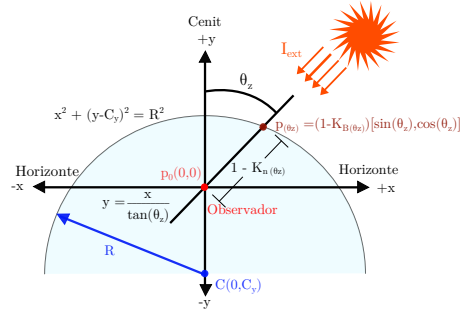
origen, que expresa la trayectoria de la radiación solar para alcanzar al observador:

$$y = \frac{x}{\tan(\theta_z)}. \quad (\text{C.1})$$

### C.1. APROXIMACIÓN DE $K_n$ MEDIANTE UNA CIRCUNFERENCIA

La primera aproximación de  $K_n$  consiste en suponer que las propiedades ópticas de la atmósfera y el camino óptico se aproximan a través de la siguiente ecuación de una circunferencia (Figura C.1):

$$x^2 + (y - C_y)^2 = R^2, \quad (\text{C.2})$$



**Figura C.1:** Aproximación de  $K_n$  mediante la ecuación de un círculo.  $C(0, C_y)$  representa el origen del círculo.

donde los pares  $(x,y)$  son los puntos que satisfacen

la ecuación del círculo,  $C_y$  es el desplazamiento del círculo respecto al eje  $y$  y  $R$  es el radio del círculo. A continuación se crea un sistema de ecuaciones de dos variables y dos incógnitas ( $C_y$  y  $R$ ).

Los coeficientes  $C_y$  y  $R$  se definen como:

$$C_y = \frac{1}{2} \frac{(K_n(\theta_{z2}) - K_n(\theta_{z1}))(K_n(\theta_{z1}) + K_n(\theta_{z2}) - 2)}{(1 - K_n(\theta_{z1})) \cos(\theta_{z1}) - (1 - K_n(\theta_{z2})) \cos(\theta_{z2})}, \quad (\text{C.3})$$

$$R = \sqrt{(1 - K_n(\theta_{z1}))^2 - 2C_y(1 - K_n(\theta_{z1})) \cos(\theta_{z1}) + C_y^2}, \quad (\text{C.4})$$

Una vez definidos los coeficientes  $C_y$  y  $R$ , se resuelve el sistema de ecuaciones obteniendo los valores  $x$  e  $y$ . Como  $x$  e  $y$  representan un punto que depende de  $\theta_z$  y están en la función de aproximación

del círculo, se recuerdan respectivamente como  $p_{(\theta_z)_x}$  y  $p_{(\theta_z)_y}$ . Se calculan como sigue:

$$p_{(\theta_z)_x} = \sin(\theta_z) \left( C_y \cos(\theta_z) + \sqrt{R^2 - C_y^2 \sin^2(\theta_z)} \right), \quad (C.5)$$

$$p_{(\theta_z)_y} = C_y + \sqrt{R^2 - p_{(\theta_z)_x}^2}. \quad (C.6)$$

Una vez definidos  $p_{(\theta_z)_x}$  y  $p_{(\theta_z)_y}$  que son los componentes de la distancia entre  $p_{(\theta_z)}$  y  $p_0$ , el módulo de  $p_{(\theta_z)}$  se calcula como:

$$|p_{(\theta_z)}| = \sqrt{p_{(\theta_z)_x}^2 + p_{(\theta_z)_y}^2}. \quad (C.7)$$

Por último,  $K_n$  se calcula de la siguiente manera:

$$K_n = 1 - |P_{(\theta_z)}| \quad (C.8)$$

Las siguientes aproximaciones  $K_n$  se calculan de la misma manera que la aproximación  $K_n$  de esta sección, la principal diferencia es la función de aproximación que utilizan.

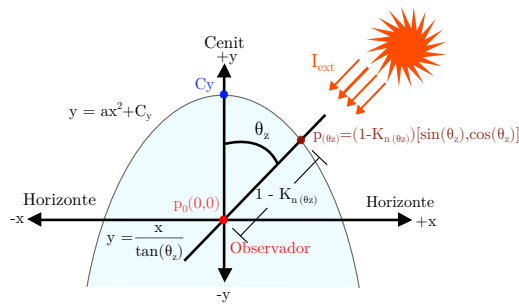
## C.2. APROXIMACIÓN DE $K_n$ MEDIANTE UNA PARÁBOLA

En esta sección,  $K_n$  se aproxima utilizando una función parábola (Figura C.2). La función parábola propuesta es:

$$y = ax^2 + C_y, \quad (C.9)$$

donde  $a < 0$  y  $C_y > 0$ . De la misma forma que la aproximación del anterior apartado, primero

se obtienen las ecuaciones de los coeficientes  $a$  y  $C_y$



**Figura C.2:** Aproximación de  $K_n$  mediante una función parabólica.

utilizando la aproximación de la función parábola (Ec. (C.9)) y dos mediciones del DNI en condicio-



nes de cielo claro. Como resultado,  $a$  y  $C_y$  se calculan como:

$$a = \frac{(1 - K_{n(\theta_{z1})}) \cos \theta_{z1} - (1 - K_{n(\theta_{z2})}) \cos(\theta_{z2})}{(1 - K_{n(\theta_{z1})})^2 \sin^2(\theta_{z1}) - (1 - K_{n(\theta_{z2})})^2 \sin^2(\theta_{z2})} \quad (\text{C.10})$$

$$C_y = (1 - K_{n(\theta_{z1})}) \left( \cos \theta_{z1} - \frac{\sin \theta_{z1} \left( (1 - K_{n(\theta_{z1})}) \cos \theta_{z1} - (1 - K_{n(\theta_{z2})}) \cos(\theta_{z2}) \right)}{(1 - K_{n(\theta_{z1})})^2 \sin^2(\theta_{z1}) - (1 - K_{n(\theta_{z2})})^2 \sin^2(\theta_{z2})} \right) \quad (\text{C.11})$$

Una vez definidos los coeficientes  $a$  y  $C_y$ ,  $p(\theta_z)_x$  y  $p(\theta_z)_y$  se calculan utilizando la Ec. (C.1) y la Ec. (C.9) como:

$$p(\theta_z)_x = \frac{1 - \sqrt{1 - 4aC_y \tan^2(\theta_z)}}{2a (\tan(\theta_z))}, \quad (\text{C.12})$$

$$p(\theta_z)_y = \frac{1 - \sqrt{1 - 4aC_y \tan^2(\theta_z)}}{2a (\tan^2(\theta_z))}. \quad (\text{C.13})$$

Por último,  $K_n$  se calcula utilizando la Ec. (C.7) y la Ec. (C.8).

### C.3. APROXIMACIÓN DE $K_n$ MEDIANTE UNA HIPÉRBOLA

En esta ocasión, se utiliza una función de una hipérbola (Figura C.3) para representar las propiedades ópticas de la atmósfera para aproximar  $K_n$ . La función propuesta es:

$$x^2 + b(y - C_y)^2 = a \quad (\text{C.14})$$

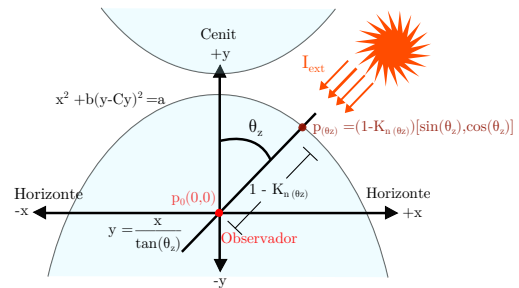


Figura C.3: Aproximación  $K_n$  mediante una función hiperbólica.

Como la función de aproximación hiperbólica tiene

tres coeficientes, para resolverla se utiliza un sistema de ecuaciones de tres incógnitas y tres mediciones

del DNI en condiciones de cielo despejado. Como resultado,  $b$ ,  $C_y$  y  $a$  se calculan como:

$$b = \frac{(p_{(\theta_{z1})x}^2 - p_{(\theta_{z3})x}^2)(p_{(\theta_{z1})y} - p_{(\theta_{z2})y}) - (p_{(\theta_{z1})x}^2 - p_{(\theta_{z2})x}^2)(p_{(\theta_{z1})y} - p_{(\theta_{z3})y})}{(p_{(\theta_{z1})y}^2 - p_{(\theta_{z2})y}^2)(p_{(\theta_{z1})y} - p_{(\theta_{z3})y}) - (p_{(\theta_{z1})y}^2 - p_{(\theta_{z3})y}^2)(p_{(\theta_{z1})y} - p_{(\theta_{z2})y})}, \quad (\text{C.15})$$

$$C_y = \frac{(p_{(\theta_{z1})x}^2 - p_{(\theta_{z2})x}^2) + b(p_{(\theta_{z1})y}^2 - p_{(\theta_{z2})y}^2)}{2b(p_{(\theta_{z1})x} - p_{(\theta_{z2})y})}, \quad (\text{C.16})$$

$$a = p_{(\theta_{z1})x}^2 + bp_{(\theta_{z1})y}^2 - 2bC_y p_{(\theta_{z1})y} + bC_y^2 \quad (\text{C.17})$$

Una vez definidos  $a$ ,  $b$  y  $C_y$ ,  $p_{(\theta_z)x}$  y  $p_{(\theta_z)y}$ , se calculan utilizando la Ec. (C.1) y la Ec. (C.14) como:

$$p_{(\theta_z)y} = \frac{bC_y + \sqrt{(a + C_y^2)(\tan^2(\theta_z) + b) + (C_y b)^2}}{\tan^2(\theta_z) + b}, \quad (\text{C.18})$$

$$p_{(\theta_z)x} = \tan(\theta_z) \frac{bC_y + \sqrt{(a + C_y^2)(\tan^2(\theta_z) + b) + (C_y b)^2}}{\tan^2(\theta_z) + b}. \quad (\text{C.19})$$

Por último,  $K_n$  se calcula utilizando la Ec. (C.7) y la Ec. (C.8).

# D

## Proceso automático para calcular los coeficientes de funciones AOD

A continuación se describe los criterios de selección de las mediciones  $I_{Bc}$ :

- La pareja de puntos  $(I_{Bc}, \theta_z)$  utilizada para calcular los coeficientes  $a$  y  $b$  tiene que satisfacer la siguiente ecuación:  $I_{ext}K_n(\theta_z) = I_{Bc} \cos(\theta_z)$ .

- Debe cumplirse la siguiente desigualdad:  $I_{ext}K_n(\theta_z) \geq I_{Bc} \cos(\theta_z)$ .

Se presenta un pseudocódigo para definir los coeficientes de las funciones AOD de *SSPC* en Algoritmo 1. Este algoritmo tiene como parámetros de entrada mediciones de  $I_B$  de todo un día,  $I_{ext}$  calculada según el día juliano del año y los valores correspondientes de  $\theta_z$  de las mediciones de  $I_B$ . Para calcular los coeficientes  $a$  y  $b$ , se realiza un proceso iterativo que implica la selección de valores de  $I_B$  que puedan considerarse como valores de cielo claro ( $I_{Bc}$ ). i) El proceso comienza seleccionando dos valores al azar de  $I_B$ , que deben ser diferentes. ii) Luego, se utilizan las Ecs. (3.17) y (3.18) para calcular la primera aproximación de  $a$  y  $b$ , respectivamente. iii) Ahora, por cada pareja de  $(I_B, \theta_z)$ , se calcula la densidad óptica ( $O_D(\theta_z)$ ) con la Ec. (3.20) y después con la Ec. (3.21), su coeficiente de cielo claro ( $K_{n(\theta_z)}$ ) es calculado. Cada valor de  $K_{n(\theta_z)}$  es almacenado ( $Insert(K_{n(\theta_z)})$ ) en un arreglo llamado  $\vec{K}_n$ . iv) A continuación, por cada  $I_{Bc}$ , se calcula  $I_{Bc} \cos(\theta_z) > I_{ext}K_{n(\theta_z)}$ . En caso de que esta comparación sea verdadera, el valor de  $I_{Bc}$  es almacenado en el vector llamado  $\vec{I}_B$ . v) Al finalizar este proceso, y en caso de que  $\vec{I}_B$  este vacío, los valores de  $a$  y  $b$  calculados previamente son establecidos como los coeficientes  $a$  y  $b$  del modelo *SSPC* para este día. vi) De no ser así, donde  $\vec{I}_B$  no este vacío, son seleccionados dos valores de  $I_{Bc}$  que pertenecientes al  $\vec{I}_B$ , los arreglos  $\vec{K}_n$  y  $\vec{I}_B$  son vaciados ( $clear(*)$ ) y el proceso a partir del punto ii) es repetido hasta que ninguna comparación  $I_{Bc} \cos(\theta_z) > I_{ext}K_{n(\theta_z)}$  sea verdadera, es decir, que  $\vec{I}_B$  resultante este vacío. Ocasionalmente, se pueden obtener valores imaginarios de  $O_D$  al resolver la Ec. (3.20) para las mediciones seleccionadas de  $I_{Bc}$ . En este escenario, es recomendable seleccionar otro par de mediciones  $I_{Bc}$ . Es así que con un número finito de iteraciones (10 iteraciones) y seleccionando las últimas mediciones de  $I_{Bc}$ , se calculan los coeficientes finales de la función AOD.

En la Figura D.1 se muestra un ejemplo sobre el cálculo de los coeficientes de la función AOD para dos días con diferentes condiciones de cielo. Para ello, se proponen dos puntos aleatorios  $I_{Bc}$  para calcular la primera aproximación del modelo  $K_n$ . Para la calibración diaria, se sugiere que las dos primeras selecciones de  $I_{Bc}$  puedan elegirse a partir de los últimos valores seleccionados de  $I_{Bc}$  de los días anteriores para facilitar el cálculo de los coeficientes de la función AOD del día siguiente. Los da-

---

**Algoritmo 1** Cálculo de los coeficientes de la función AOD del modelo  $K_{n(SSPC)}$  mediante  $I_{Bc}$ 

---

**Input:** i) Mediciones de  $I_B$  ( $I_{Bc}$ ) durante todo un día, ii)  $I_{ext}$  del día juliano del año, iii)  $\theta_z$

**Output:** Coeficientes de las funciones AOD ( $a$  y  $b$ )

```
begin
  // Calcular la primera aproximación del modelo  $K_{n(SSPC)_{int}}$  (Ver Figura D.1)
   $B_1, B_2 \leftarrow$  Seleccionar al azar  $I_{Bc}$  de  $\vec{I}_B$ , donde  $B_1 \neq B_2$ 
  while True do
     $a$  y  $b \leftarrow$  Ecs. (3.17) y (3.18), parámetros [ $B_1, B_2, I_{ext}$ ]
    foreach  $\theta_z$  relacionada con  $I_{Bc}$  do
       $O_{D(\theta_z)} \leftarrow$  Cálculo de densidad óptica. Ec. (3.20), parámetros [ $a, b, \theta_z$ ]
       $K_{n(\theta_z)} \leftarrow$  Cálculo de coeficiente de cielo claro. Ec. (3.21), parámetros [ $O_{D(\theta_z)}$ ]
       $\vec{K}_n.Insert(K_{n(\theta_z)})$ 
    end
    foreach  $I_{Bc}$  do
      if  $I_{Bc} \cos(\theta_z) > I_{ext} K_{n(\theta_z)}$  then
         $\vec{I}_B.Insert(I_{Bc})$ 
      end
    end
    if  $\vec{I}_B$  esta vacío then
      //  $B_1$  y  $B_2$  pueden ser considerados como  $B_{nc}$ 
      Romper while
    else
       $B_1, B_2 \leftarrow$  Seleccionar al azar  $I_{Bc}$  de  $\vec{I}_B$ , donde  $B_1 \neq B_2$ 
       $\vec{K}_n.Clear()$ 
       $\vec{I}_B.Clear()$ 
    end
  end
  return  $a$  y  $b$ 
end
```

---

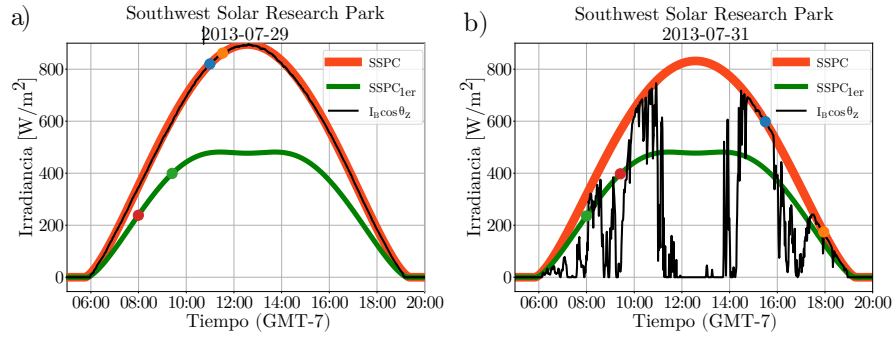
tos radiométricos que se muestran a continuación se obtuvieron de la base de datos NREL<sup>1</sup>(<https://midcdmz.nrel.gov/>)

## D.O.I. MODELOS DE CIELO CLARO EMPÍRICOS

A continuación, en la Tabla D.1 se muestra un resumen de los parámetros de entrada de los modelos empíricos de cielo claro utilizados para comparar el modelo SSPC desarrollado en este trabajo.

---

<sup>1</sup><https://midcdmz.nrel.gov/>



**Figura D.1:** Cálculo de  $I_{Bc}$  a partir de  $K_{n(SSPC)}$ . a) Día de cielo claro, b) Día de cielo no claro. Los puntos verde y rojo son dos valores de  $I_B$  seleccionados al azar y utilizados para calcular la aproximación de  $K_n$  (curva verde). Los puntos azul y naranja son dos valores medidos de  $I_B$  utilizados para calcular los coeficientes de la función AOD (curva roja). La curva negra representa la contribución horizontal de la medición de  $I_B$  obtenida por la estación solarimétrica.

#### D.o.2. CRITERIOS DE RENO

La formulación de los criterios de Reno [98] utilizados en este trabajo se muestra a continuación:

- Error del valor medio de la irradiación directa durante el período de tiempo ( $\bar{I}_B$ ):

$$\bar{I}_B = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (I_{Bm(t)} - I_{Bcr(t)}), \quad (D.1)$$

donde  $I_{Bcr}$  representa el valor DNI calculado a partir de un modelo de cielo despejado utilizado como referencia y  $N$  representa una ventana deslizante implementada como una serie temporal de 10 minutos [98, 58].

- Diferencia del valor máximo de irradiancia directa en la serie temporal ( $\mathcal{M}_d$ ):

$$\mathcal{M}_d = \max[I_{Bm(t)}] - \max[I_{Bcr(t)}] \quad \forall t \in \{1, 2, \dots, N\}. \quad (D.2)$$

**Tabla D.1:** Parámetros de entrada de los modelos  $K_z$  comparados. El modelo SSPC ha sido diseñado para sintetizar la componente  $I_B$  en condiciones de cielo claro considerando únicamente la radiación extraterrestre y el ángulo solar  $\theta_z$ . Esta característica hace que el modelo SSPC sea altamente versátil, ya que puede ser implementado efectivamente en cualquier latitud y longitud.

Nombre	Autor	$I_{ext}$	$\theta_z$	$b$	$T_L$	$T_{LK}$	$m$
<b>SSPC</b>		•	•				
Biga	[14]		•				
DPP	[30]		•				
El Mghouchi	[37]	•	•				
ESRA	[101]	•	•	•	•		
FR1999	[44]	•	•				
HLJ	[54]	•	•	•			
Hourwitz	[52]		•				
I&P	[57]	•		•	•	•	•
Kasten	[62]	•	•	•	•		
L1970	[68]	•	•	•			
M1976	[80]	•	•				
SP1965	[111]	•	•				
S1994	[108]	•	•	•			

- La varianza de los cambios en las series temporales ( $\sigma$ ):

$$\sigma = \frac{\sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{t=1}^N (s(t) - \bar{s})^2}}{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N I_{Bm(t)}}, \quad (D.3)$$

donde:

$$s(t) = I_{Bm(t+1)} - I_{Bm(t)} \quad \forall t \in \{1, 2, \dots, N\}. \quad (D.4)$$

$$\bar{s} = \frac{1}{N-1} \sum_{t=1}^{N-1} s(t). \quad (D.5)$$

### D.0.3. RANGOS DE CRITERIOS PARA SEGMENTAR DATOS DNI DE CIELO CLARO.

En la Tabla D.2 se muestran los intervalos utilizados para segmentar los instantes de cielo claro para la componente DNI durante este trabajo.

**Tabla D.2:** Rangos de criterios para segmentar datos DNI de cielo claro.

Simbolo	Rango
$\bar{I}_B$	$> -75 \text{ W/m}^2$
$M_d$	$> -75 \text{ W/m}^2$
$\sigma$	$< 0.2$
$\theta_z$	$< 90^\circ$

#### D.o.4. METODOLOGÍA DE EVALUACIÓN DE MODELOS DE CIELO CLARO

El rendimiento del modelo  $K_n$  propuesto se cuantifica mediante 10 métricas estadísticas recogidas por [48] y [37]. Estas métricas se clasifican en indicadores de dispersión de puntos individuales (Clase A) e indicadores de rendimiento global (Clase B) [48]. Las métricas de clase A están estandarizadas, por lo que su unidad está en porcentaje (%).

- Clase A (el valor 0 indica un modelo perfecto):
  - Error medio de sesgo normalizado (nMBE).
  - Error cuadrático medio normalizado (nRMSE).
  - Error medio absoluto normalizado (nMAE).
  - Error porcentual medio absoluto (MAPE).
  - Pendiente de la línea de mejor ajuste (SBF).
  - Elemento de incertidumbre al 95 % ( $U_{95}$ ).
  - Elemento estadístico T (TS)
  
- Clase B (el valor máximo es 1 e indica un modelo perfecto):
  - Eficiencia Nash–Sutcliffe (NSE).
  - Índice de concordancia de Willmott (WIA).
  - Coeficiente de eficacia de Legates (LCE).



# Bibliografía

- [1] Comparative study of algorithms for cloud motion estimation using sky-imaging data. *IFAC-PapersOnLine*, 50(1):5934–5939, 2017. ISSN 2405-8963. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2017.08.1488>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896317320657>. 20th IFAC World Congress.
- [2] *Wind field and solar radiation characterization and forecasting: a numerical approach for complex terrain*. Green Energy and Technology. Springer International Publishing, Cham, 2018. ISBN 9783319768762.
- [3] Faiza Abbasi and Khalid Riaz. Co2 emissions and financial development in an emerging economy: An augmented var approach. *Energy Policy*, 90:102–114, 2016. ISSN 0301-4215. doi: <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2015.12.017>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421515302305>.
- [4] C. Aebi, J. Gröbner, and N. Kämpfer. Cloud fraction determined by thermal infrared and visible all-sky cameras. *Atmospheric Measurement Techniques*, 11(10):5549–5563, 2018. doi: 10.5194/amt-11-5549-2018. URL <https://www.atmos-meas-tech.net/11/5549/2018/>.
- [5] Christine Aebi, Julian Gröbner, Niklaus Kämpfer, and Laurent Vuilleumier. Cloud radiative effect, cloud fraction and cloud type at two stations in switzerland using hemispherical sky cameras. *Atmospheric Measurement Techniques*, 10:4587–4600, 11 2017. doi: 10.5194/amt-10-4587-2017.
- [6] J. Alonso, F. J. Batlles, C. Villarroel, Rosa Ayala, and J. I. Burgaleta. Determination of the sun area in sky camera images using radiometric data. *Energy Conversion and Management*, 78: 24–31, 2014. ISSN 01968904. doi: 10.1016/j.enconman.2013.10.050. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.enconman.2013.10.050>.
- [7] J. Alonso-Montesinos and F.J. Batlles. The use of a sky camera for solar radiation estimation based on digital image processing. *Energy*, 90:377 – 386, 2015. ISSN 0360-5442. doi: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2015.07.028>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544215009238>.

- [8] F. Antonanzas-Torres, R. Urraca, J. Polo, O. Perpiñán-Lamigueiro, and R. Escobar. Clear sky solar irradiance models: A review of seventy models. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 107:374–387, 2019. ISSN 1364-0321. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.02.032>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032119301261>.
- [9] Florian Barbieri, Sumedha Rajakaruna, and Arindam Ghosh. Very short-term photovoltaic power forecasting with cloud modeling: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 75(November 2016):242–263, 2017. ISSN 18790690. doi: 10.1016/j.rser.2016.10.068. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2016.10.068>.
- [10] András Barta, Gábor Horváth, Ákos Horváth, Adam Egri, Miklós Blahó, Pál Barta, Karl Bumke, and Andreas Macke. Testing a polarimetric cloud imager aboard research vessel polarstern: Comparison of color-based and polarimetric cloud detection algorithms. *Applied Optics*, 54, 02 2015. doi: 10.1364/AO.54.001065.
- [11] Steven Beauchemin and John Barron. The computation of optical flow. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 27:433–466, 09 1995. doi: 10.1145/212094.212141.
- [12] Yoav Benjamini. Opening the box of a boxplot. *The American Statistician*, 4:257–262, 1988. ISSN 1364-0321. doi: <https://doi.org/10.2307/2685133>. URL <http://www.jstor.org/page/info/about/policies/terms.jsp>.
- [13] L. Berger, T. Besnard, I. Genkova, D. Gillotay, C. N. Long, F. Zanghi, J. P. Deslonde, and G. Perdereau. Image comparison from two cloud cover sensor in infrared and visible spectral regions. 2016.
- [14] A.J. Biga and Rui Rosa. Contribution to the study of the solar radiation climate of Lisbon. *Solar Energy*, 23(1):61–67, 1979. ISSN 0038-092X. doi: [https://doi.org/10.1016/0038-092X\(79\)90044-6](https://doi.org/10.1016/0038-092X(79)90044-6). URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X79900446>.
- [15] Viv Bone, John Pidgeon, Michael Kearney, and Ananthanarayanan Veeraragavan. Intra-hour direct normal irradiance forecasting through adaptive clear-sky modelling and cloud tracking. *Solar Energy*, 159:852–867, 2018. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2017.10.037>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X17309064>.
- [16] Sylke Boyd, Stephen Sorenson, Shelby Richard, Michelle King, and Morton Greenslit. Analysis algorithm for sky type and ice halo recognition in all-sky images. *Atmospheric Measurement Techniques*, 12(8):4241–4259, 2019. ISSN 18678548. doi: 10.5194/amt-12-4241-2019.
- [17] A. Cazorla, F. J. Olmo, and L. Alados-Arboledas. Development of a sky imager for cloud cover assessment. *Journal of the Optical Society of America A*, 25(1):29, 2008. ISSN 1084-7529. doi: 10.1364/josaa.25.000029.

- [18] A. Cazorla, J. E. Shields, M. E. Karr, F. J. Olmo, A. Burden, and L. Alados-Arboledas. Technical note: Determination of aerosol optical properties by a calibrated sky imager. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 9(17):6417–6427, 2009. ISSN 16807324. doi:10.5194/acp-9-6417-2009.
- [19] Rémi Chauvin, Julien Nou, Stéphane Thil, and Stéphane Grieu. Modelling the clear-sky intensity distribution using a sky imager. *Solar Energy*, 119:1 – 17, 2015. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2015.06.026>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X15003345>.
- [20] Rémi Chauvin, Julien Nou, Stéphane Thil, and Stéphane Grieu. Cloud motion estimation using a sky imager. 1734:150003, 05 2016. doi: 10.1063/1.4949235.
- [21] M. Chaâbane, M. Masmoudi, and K. Medhioub. Determination of linke turbidity factor from solar radiation measurement in northern tunisia. *Renewable Energy*, 29(13):2065–2076, 2004. ISSN 0960-1481. doi: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2004.03.002>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148104000977>.
- [22] Hsu-Yung Cheng. Cloud tracking using clusters of feature points for accurate solar irradiance nowcasting. *Renewable Energy*, 104:281 – 289, 2017. ISSN 0960-1481. doi: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.12.023>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148116310710>.
- [23] Yinghao Chu and Carlos F.M. Coimbra. Short-term probabilistic forecasts for direct normal irradiance. *Renewable Energy*, 101:526–536, 2017. ISSN 0960-1481. doi: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.09.012>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148116308011>.
- [24] Yinghao Chu, Hugo T.C. Pedro, and Carlos F.M. Coimbra. Hybrid intra-hour dni forecasts with sky image processing enhanced by stochastic learning. *Solar Energy*, 98:592–603, 2013. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2013.10.020>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X13004325>.
- [25] Yinghao Chu, Mengying Li, Hugo T.C. Pedro, and Carlos F.M. Coimbra. Real-time prediction intervals for intra-hour dni forecasts. *Renewable Energy*, 83:234 – 244, 2015. ISSN 0960-1481. doi: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2015.04.022>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S096014811500302X>.
- [26] Yinghao Chu, Mengying Li, and Carlos F.M. Coimbra. Sun-tracking imaging system for intra-hour dni forecasts. *Renewable Energy*, 96:792–799, 2016. ISSN 0960-1481. doi: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.05.041>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148116304529>.
- [27] Cristian Crisosto, Eduardo W. Luiz, and Gunther Seckmeyer. Convolutional neural network for high-resolution cloud motion prediction from hemispheric sky images. *Energies*,

- 14(3), 2021. ISSN 1996-1073. doi: 10.3390/en14030753. URL <https://www.mdpi.com/1996-1073/14/3/753>.
- [28] M. Cucumo, V. Marinelli, and G. Oliveti. Data bank experimental data of the linke turbidity factor and estimates of the Ångström turbidity coefficient for two italian localities. *Renewable Energy*, 17(3):397–410, 1999. ISSN 0960-1481. doi: [https://doi.org/10.1016/S0960-1481\(98\)00754-X](https://doi.org/10.1016/S0960-1481(98)00754-X). URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S096014819800754X>.
- [29] M Cucumo, D Kaliakatsos, and V Marinelli. A calculation method for the estimation of the linke turbidity factor. *Renewable Energy*, 19(1):249 – 258, 2000. ISSN 0960-1481. doi: [https://doi.org/10.1016/S0960-1481\(99\)00039-7](https://doi.org/10.1016/S0960-1481(99)00039-7). URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148199000397>.
- [30] M. Daneshyar. Solar radiation statistics for iran. *Solar Energy*, 21(4):345–349, 1978. ISSN 0038-092X. doi: [https://doi.org/10.1016/0038-092X\(78\)90013-0](https://doi.org/10.1016/0038-092X(78)90013-0). URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0038092X78900130>.
- [31] Paul Denholm and Robert M. Margolis. Evaluating the limits of solar photovoltaics (pv) in traditional electric power systems. *Energy Policy*, 35(5):2852 – 2861, 2007. ISSN 0301-4215. doi: <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2006.10.014>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421506003740>.
- [32] S. Dev, F. M. Savoy, Y. H. Lee, and S. Winkler. Estimation of solar irradiance using ground-based whole sky imagers. pages 7236–7239, 2016.
- [33] Soumyabrata Dev, Florian Savoy, Yee Hui Lee, and Stefan Winkler. Estimating solar irradiance using sky imagers. *Atmospheric Measurement Techniques Discussions*, pages 1–16, 05 2019. doi: 10.5194/amt-2019-141.
- [34] Lasanthika Dissawa, G M Roshan Godaliyadda, Mervyn Parakrama Ekanayake, Ashish Agalgaonkar, Duane Robinson, Janaka Ekanayake, and Sarath Perera. Sky image-based localized, short-term solar irradiance forecasting for multiple pv sites via cloud motion tracking. *International Journal of Photoenergy*, 2021:1–27, 07 2021. doi: 10.1155/2021/9973010.
- [35] Augustine J. Behrens K. Colle S. Cox C. Cuevas-Agulló E. Denn F. M. Duprat T. Fukuda M. Grobe H. Haeffelin M. Hodges G. Hyett N. Ijima O. Kallis A. Knap W. Kustov V. Long C. N. Longenecker D. Lupi A. Maturilli M. Mimouni M. Ntsangwane L. Ogihara H. Olano X. Olefs M. Omori M. Passamani L. Pereira E. B. Schmithüsen H. Schumacher S. Sieger R. Tamlyn J. Vogt R. Vuilleumier L. Xia X. Ohmura A. Driemel, A. and G. König-Langlo. Baseline surface radiation network (bsrn): structure and data description (1992–2017), earth syst. *Sci. Data*, 10, 1491-1501, 2018. doi: doi:10.5194/essd-10-1491-2018.
- [36] J.A. Duffie and W.A. Beckman. *Solar Engineering of Thermal Processes*. Wiley, 2013. ISBN 9781118415412. URL <https://books.google.com.mx/books?id=5uDdUfMgXYQC>.

- [37] Y. El Mghouchi, A. El Bouardi, Z. Choulli, and T. Ajzoul. New model to estimate and evaluate the solar radiation. *International Journal of Sustainable Built Environment*, 3(2):225–234, 2014. ISSN 2212-6090. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijbsbe.2014.11.001>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S221260901400051x>.
- [38] C. Emde, R. Buras-Schnell, A. Kylling, B. Mayer, J. Gasteiger, U. Hamann, J. Kylling, B. Richter, C. Pause, T. Dowling, and L. Bugliaro. The libradtran software package for radiative transfer calculations (version 2.0.1). *Geoscientific Model Development*, 9(5):1647–1672, 2016. doi: 10.5194/gmd-9-1647-2016. URL <https://gmd.copernicus.org/articles/9/1647/2016/>.
- [39] N.A. Engerer and F.P. Mills. Kpv: A clear-sky index for photovoltaics. *Solar Energy*, 105:679 – 693, 2014. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2014.04.019>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X14002151>.
- [40] H. Escrig, F.J. Batlles, J. Alonso, F.M. Baena, J.L. Bosch, I.B. Salbidegoitia, and J.I. Burgaleta. Cloud detection, classification and motion estimation using geostationary satellite imagery for cloud cover forecast. *Energy*, 55:853 – 859, 2013. ISSN 0360-5442. doi: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2013.01.054>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544213000856>.
- [41] Carlos M. Fernández Peruchena, Martín Gastón, Marion Schroedter-Homscheidt, Miriam Kosmale, Isabel Martínez Marco, José Antonio García-Moya, and José L. Casado-Rubio. Dynamic paths: Towards high frequency direct normal irradiance forecasts. *Energy*, 132:315–323, 2017. ISSN 0360-5442. doi: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.05.101>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544217308575>.
- [42] Pedro M. Ferreira, Igor A.C. Martins, and António E. Ruano. Cloud and clear sky pixel classification in ground-based all-sky hemispherical digital images\*. *IFAC Proceedings Volumes*, 43(1):273 – 278, 2010. ISSN 1474-6670. doi: <https://doi.org/10.3182/20100329-3-PT-3006.00050>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1474667015300720>. 1st IFAC Conference on Control Methodologies and Technology for Energy Efficiency.
- [43] Chia-Lin Fu and Hsu-Yung Cheng. Predicting solar irradiance with all-sky image features via regression. *Solar Energy*, 97:537–550, 2013. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2013.09.016>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X13003770>.
- [44] Pinde Fu and Paul Rich. Design and implementation of the solar analyst: an arcview extension for modeling solar radiation at landscape scales. *Proceedings of the 19th Annual ESRI User Conference*, 01 1999.
- [45] Igor Geogdzhayev and Bastiaan van Dienenhoven. The effect of roughness model on scattering properties of ice crystals. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Trans-*

- fer*, 178:134–141, 2016. ISSN 0022-4073. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jqsrt.2016.03.001>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022407315301576>. Electromagnetic and light scattering by nonspherical particles XV: Celebrating 150 years of Maxwell’s electromagnetics.
- [46] Dolf Gielen, Francisco Boshell, Deger Saygin, Morgan D. Bazilian, Nicholas Wagner, and Ricardo Gorini. The role of renewable energy in the global energy transformation. *Energy Strategy Reviews*, 24:38 – 50, 2019. ISSN 2211-467X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.esr.2019.01.006>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2211467X19300082>.
- [47] Christian A. Gueymard. Clear-sky irradiance predictions for solar resource mapping and large-scale applications: Improved validation methodology and detailed performance analysis of 18 broadband radiative models. *Solar Energy*, 86(8):2145 – 2169, 2012. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2011.11.011>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X11004221>. Progress in Solar Energy 3.
- [48] Christian A. Gueymard. A review of validation methodologies and statistical performance indicators for modeled solar radiation data: Towards a better bankability of solar projects. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 39:1024–1034, 2014. ISSN 1364-0321. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.07.117>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032114005693>.
- [49] Christian A. Gueymard, Jamie M. Bright, David Lingfors, Aron Habte, and Manajit Sengupta. A posteriori clear-sky identification methods in solar irradiance time series: Review and preliminary validation using sky imagers. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 109: 412–427, 2019. ISSN 1364-0321. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.04.027>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032119302382>.
- [50] Thomas M. Hamill and Thomas Neerkorn. A Short-Term Cloud Forecast Scheme Using Cross Correlations. *Weather and Forecasting*, 8(4):401–411, 12 1993. ISSN 0882-8156. doi: 10.1175/1520-0434(1993)008<0401:ASTCFS>2.0.CO;2. URL [https://doi.org/10.1175/1520-0434\(1993\)008<0401:ASTCFS>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0434(1993)008<0401:ASTCFS>2.0.CO;2).
- [51] Kenneth Hansen, Christian Breyer, and Henrik Lund. Status and perspectives on 100% renewable energy systems. *Energy*, 175:471 – 480, 2019. ISSN 0360-5442. doi: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.03.092>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544219304967>.
- [52] Bernhard Haurwitz. Insolation in relation to cloudiness and cloud density. *Journal of Atmospheric Sciences*, 2(3):154–166, 1945.
- [53] Nazle Herrera-Carrillo, Michel Rivero, Emmanuel Gomez-Ramirez, and Rodrigo Loera-Palomo. Solar irradiance estimation based on image analysis. pages 1–6, 11 2018. doi: 10.1109/ROPEC.2018.8661422.

- [54] Hoyt C. Hottel. A simple model for estimating the transmittance of direct solar radiation through clear atmospheres. *Solar Energy*, 18(2):129–134, 1976. ISSN 0038-092X. doi: [https://doi.org/10.1016/0038-092X\(76\)90045-1](https://doi.org/10.1016/0038-092X(76)90045-1). URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0038092x76900451>.
- [55] T. Hove and E. Manyumbu. Estimates of the linke turbidity factor over zimbabwe using ground-measured clear-sky global solar radiation and sunshine records based on a modified esra clear-sky model approach. *Renewable Energy*, 52:190–196, 2013. ISSN 0960-1481. doi: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2012.09.059>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148112006593>.
- [56] H. Huang, J. Xu, Z. Peng, S. Yoo, D. Yu, D. Huang, and H. Qin. Cloud motion estimation for short term solar irradiation prediction. pages 696–701, Oct 2013. doi: 10.1109/SmartGridComm.2013.6688040.
- [57] Pierre Ineichen and Richard Perez. A new airmass independent formulation for the linke turbidity coefficient. *Solar Energy*, 73(3):151–157, 2002. ISSN 0038-092X. doi: [https://doi.org/10.1016/S0038-092X\(02\)00045-2](https://doi.org/10.1016/S0038-092X(02)00045-2). URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092x02000452>.
- [58] Rich H. Inman, James G. Edson, and Carlos F.M. Coimbra. Impact of local broadband turbidity estimation on forecasting of clear sky direct normal irradiance. *Solar Energy*, 117:125–138, 2015. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2015.04.032>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092x15002200>.
- [59] Mohammad Jamaly and Jan Kleissl. Robust cloud motion estimation by spatio-temporal correlation analysis of irradiance data. *Solar Energy*, 159:306 – 317, 2018. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2017.10.075>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092x17309556>.
- [60] S. Janjai, K. Sricharoen, and S. Pattarapanitchai. Semi-empirical models for the estimation of clear sky solar global and direct normal irradiances in the tropics. *Applied Energy*, 88(12):4749 – 4755, 2011. ISSN 0306-2619. doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2011.06.021>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261911004090>.
- [61] Jane Oktavia Kamadinata, Tan Lit Ken, and Tohru Suwa. Sky image-based solar irradiance prediction methodologies using artificial neural networks. *Renewable Energy*, 134:837 – 845, 2019. ISSN 0960-1481. doi: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.11.056>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148118313752>.
- [62] F Kasten. Parametrisierung der globalstahlung durch bedeckungsgrad und trubungsfaktor. *Annalen der Meteorologie Neue*, 20:49–50, 1984.



- [63] Ghulam Mujtaba Kayani, Saira Ashfaq, and Asima Siddique. Assessment of financial development on environmental effect: Implications for sustainable development. *Journal of Cleaner Production*, 261:120984, 2020. ISSN 0959-6526. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.120984>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652620310313>.
- [64] Mohsen Khezri, Almas Heshmati, and Mehdi Khodaei. Environmental implications of economic complexity and its role in determining how renewable energies affect co2 emissions. *Applied Energy*, 306:117948, 2022. ISSN 0306-2619. doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.117948>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261921012587>.
- [65] Dimitri Klebe, R. Blatherwick, and V. Morris. Ground-based all-sky mid-infrared and visible imagery for purposes of characterizing cloud properties. *Atmospheric Measurement Techniques*, 7, 02 2014. doi: 10.5194/amt-7-637-2014.
- [66] Markus Kottek, Jürgen Grieser, Christoph Beck, Bruno Rudolf, and Franz Rubel. World map of the köppen-geiger climate classification updated. *Meteorologische Zeitschrift*, 15(3): 259–263, 07 2006. doi: 10.1127/0941-2948/2006/0130. URL <http://dx.doi.org/10.1127/0941-2948/2006/0130>.
- [67] Benjamin Kurtz and Jan Kleissl. Measuring diffuse, direct, and global irradiance using a sky imager. *Solar Energy*, 141:311–322, 2017. ISSN 0038092X. doi: 10.1016/j.solener.2016.11.032. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.solener.2016.11.032>.
- [68] E.G. Laue. The measurement of solar spectral irradiance at different terrestrial elevations. *Solar Energy*, 13(1):43–57, 1970. ISSN 0038-092X. doi: [https://doi.org/10.1016/0038-092X\(70\)90006-X](https://doi.org/10.1016/0038-092X(70)90006-X). URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0038092X7090006X>.
- [69] M. Lave and A. Weekley. Comparison of high-frequency solar irradiance: Ground measured vs. satellite-derived. pages 1101–1106, 2016.
- [70] Mireille Lefèvre, Armel Oumbe, Philippe Blanc, Bella Espinar, Benoît Gschwind, Zhipeng Qu, Lucien Wald, Marion Schroedter Homscheidt, Carsten Hoyer-Klick, Antti Arola, Angela Benedetti, Johannes W. Kaiser, and Jean-Jacques Morcrette. McClear: a new model estimating downwelling solar radiation at ground level in clear-sky conditions. *Atmospheric Measurement Techniques*, 6:2403–2418, September 2013. doi: 10.5194/amt-6-2403-2013. URL <https://hal-mines-paristech.archives-ouvertes.fr/hal-00862906>.
- [71] Mengying Li, Yinghao Chu, Hugo T.C. Pedro, and Carlos F.M. Coimbra. Quantitative evaluation of the impact of cloud transmittance and cloud velocity on the accuracy of short-term dni forecasts. *Renewable Energy*, 86:1362–1371, 2016. ISSN 0960-1481. doi: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.05.032>.



- [//doi.org/10.1016/j.renene.2015.09.058](https://doi.org/10.1016/j.renene.2015.09.058). URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148115303372>.
- [72] Qingyong Li, Weitao Lu, and Jun Yang. A hybrid thresholding algorithm for cloud detection on ground-based color images. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 28(10):1286–1296, 2011. ISSN 07390572. doi: 10.1175/JTECH-D-11-00009.1.
- [73] Benjamin Y.H. Liu and Richard C. Jordan. The interrelationship and characteristic distribution of direct, diffuse and total solar radiation. *Solar Energy*, 4(3):1 – 19, 1960. ISSN 0038-092X. doi: [https://doi.org/10.1016/0038-092X\(60\)90062-1](https://doi.org/10.1016/0038-092X(60)90062-1). URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0038092X60900621>.
- [74] Francis M. Lopes, Hugo G. Silva, Rui Salgado, Afonso Cavaco, Paulo Canhoto, and Manuel Collares-Pereira. Short-term forecasts of ghi and dni for solar energy systems operation: assessment of the ecmwf integrated forecasting system in southern portugal. *Solar Energy*, 170: 14–30, 2018. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2018.05.039>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X18304729>.
- [75] Bruce Lucas and Takeo Kanade. An iterative image registration technique with an application to stereo vision (ijcai). [*No source information available*], 81, 04 1981.
- [76] Y. Marif, D. Bechki, M. Zerrouki, M.M. Belhadj, H. Bouguettaia, and H. Benmoussa. Estimation of atmospheric turbidity over adrar city in algeria. *Journal of King Saud University - Science*, 31(2):143 – 149, 2019. ISSN 1018-3647. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jksus.2017.06.002>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1018364717304391>.
- [77] Ricardo Marquez and Carlos F.M. Coimbra. Intra-hour DNI forecasting based on cloud tracking image analysis. *Solar Energy*, 91:327–336, 2013. ISSN 0038092X. doi: 10.1016/j.solener.2012.09.018. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.solener.2012.09.018>.
- [78] Patrick Mathiesen, Craig Collier, and Jan Kleissl. A high-resolution, cloud-assimilating numerical weather prediction model for solar irradiance forecasting. *Solar Energy*, 92:47–61, 2013. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2013.02.018>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X13000832>.
- [79] F. Mavromatakis and Y. Franghiadakis. Direct and indirect determination of the linke turbidity coefficient. *Solar Energy*, 81(7):896–903, 2007. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2006.11.010>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X0600291X>.
- [80] Aden B Meinel and Marjorie P Meinel. Applied solar energy: an introduction. *NASA STI/Recon Technical Report A*, 77:33445, 1977.

- [81] Román Mondragón, Joaquín Alonso-Montesinos, David Riveros-Rosas, and Roberto Bonifaz. Determination of cloud motion applying the lucas-kanade method to sky cam imagery. *Remote Sensing*, 12(16), 2020. ISSN 2072-4292. doi: 10.3390/rs12162643. URL <https://www.mdpi.com/2072-4292/12/16/2643>.
- [82] R.W. Mueller, K.F. Dagestad, P. Ineichen, M. Schroedter-Homscheidt, S. Cros, D. Dumortier, R. Kuhlemann, J.A. Olseth, G. Piernavieja, C. Reise, L. Wald, and D. Heinemann. Rethinking satellite-based solar irradiance modelling: The solis clear-sky module. *Remote Sensing of Environment*, 91(2):160–174, 2004. ISSN 0034-4257. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.02.009>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425704000690>.
- [83] R.W. Mueller, C. Matsoukas, A. Gratzki, H.D. Behr, and R. Hollmann. The cm-saf operational scheme for the satellite based retrieval of solar surface irradiance — a lut based eigenvector hybrid approach. *Remote Sensing of Environment*, 113(5):1012–1024, 2009. ISSN 0034-4257. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.01.012>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425709000224>.
- [84] Akshaya Nikumbh, B. Padmakumari, and Sneha Sunil. Cloud fraction retrieval and its variability during daytime from ground-based sky imagery over a tropical station in india. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 190:74 – 83, 2019. ISSN 1364-6826. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jastp.2019.05.002>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364682618307065>.
- [85] Julien Nou, Rémi Chauvin, Julien Eynard, Stéphane Thil, and Stéphane Grieu. Towards the intrahour forecasting of direct normal irradiance using sky-imaging data. *Heliyon*, 4(4):e00598, 2018. ISSN 2405-8440. doi: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2018.e00598>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405844017320893>.
- [86] B. Nouri, P. Kuhn, S. Wilbert, N. Hanrieder, C. Prah, L. Zarzalejo, A. Kazantzidis, P. Blanc, and R. Pitz-Paal. Cloud height and tracking accuracy of three all sky imager systems for individual clouds. *Solar Energy*, 177:213–228, 2019. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2018.10.079>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X18310570>.
- [87] B. Nouri, S. Wilbert, L. Segura, P. Kuhn, N. Hanrieder, A. Kazantzidis, T. Schmidt, L. Zarzalejo, P. Blanc, and R. Pitz-Paal. Determination of cloud transmittance for all sky imager based solar nowcasting. *Solar Energy*, 181:251 – 263, 2019. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.02.004>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X19301306>.
- [88] Prathamesh Pawar, Cristian Cortés, Keenan Murray, and Jan Kleissl. Detecting clear sky images. *Solar Energy*, 183:50 – 56, 2019. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.02.069>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X19302130>.

- [89] Zhenzhou Peng, Dantong Yu, Dong Huang, John Heiser, and Paul Kalb. A hybrid approach to estimate the complex motions of clouds in sky images. *Solar Energy*, 138:10–25, 2016. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2016.09.002>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X16303978>.
- [90] Luis Perdigoto and Helder Araujo. Calibration of mirror position and extrinsic parameters in axial non-central catadioptric systems. *Computer Vision and Image Understanding*, 117(8):909–921, 2013. ISSN 1077-3142. doi: <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2013.04.001>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1077314213000635>.
- [91] Richard Perez, Tomáš Cebecauer, and Marcel Šúri. *Chapter 2 - Semi-Empirical Satellite Models*. Academic Press, Boston, 2013. ISBN 978-0-12-397177-7. doi: <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-397177-7.00002-4>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780123971777000024>.
- [92] G. Pfister, R. L. McKenzie, J. B. Liley, A. Thomas, B. W. Forgan, and C. N. Long. Cloud coverage based on all-sky imaging and its impact on surface solar irradiance. *Journal of Applied Meteorology*, 42(10):1421–1434, 2003. ISSN 08948763. doi: 10.1175/1520-0450(2003)042<1421:CCBOAI>2.0.CO;2.
- [93] J. Polo, L.F. Zarzalejo, L. Martín, A.A. Navarro, and R. Marchante. Estimation of daily linke turbidity factor by using global irradiance measurements at solar noon. *Solar Energy*, 83(8):1177–1185, 2009. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2009.01.018>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X0900019X>.
- [94] S. Quesada-Ruiz, Y. Chu, J. Tovar-Pescador, H.T.C. Pedro, and C.F.M. Coimbra. Cloud-tracking methodology for intra-hour dni forecasting. *Solar Energy*, 102:267–275, 2014. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2014.01.030>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X14000486>.
- [95] Aleksander Radovan, Viktor Šunde, Danijel Kučak, and Željko Ban. Solar irradiance forecast based on cloud movement prediction. *Energies*, 14(13), 2021. ISSN 1996-1073. doi: 10.3390/en14133775. URL <https://www.mdpi.com/1996-1073/14/13/3775>.
- [96] Ibrahim Reda and Afshin Andreas. Solar position algorithm for solar radiation applications. *Solar Energy*, 76(5):577–589, 2004. ISSN 0038092X. doi: 10.1016/j.solener.2003.12.003.
- [97] Brian J. Redman, Joseph A. Shaw, Paul W. Nugent, R. Trevor Clark, and Sabino Piazzolla. Reflective all-sky thermal infrared cloud imager. *Opt. Express*, 26(9):11276–11283, Apr 2018. doi: 10.1364/OE.26.011276. URL <http://www.opticsexpress.org/abstract.cfm?URI=oe-26-9-11276>.
- [98] Matthew Reno, Clifford Hansen, and Joshua Stein. Global horizontal irradiance clear sky models : implementation and analysis. 01 2014. doi: 10.2172/1039404.

- [99] Walter Richardson, Hariharan Krishnaswami, Rolando Vega, and Michael Cervantes. A low cost, edge computing, all-sky imager for cloud tracking and intra-hour irradiance forecasting. *Sustainability*, 9:482, 03 2017. doi: 10.3390/su9040482.
- [100] Walter Richardson, David Cañadillas Ramallo, Ariana Moncada, Ricardo Guerrero-Lemus, Les Shephard, Rolando Vega-Avila, and Hariharan Krishnaswami. Validation of all-sky imager technology and solar irradiance forecasting at three locations: Nrel, san antonio, texas, and the canary islands, spain. *Applied Sciences*, 9:684, 02 2019. doi: 10.3390/app9040684.
- [101] Christelle Rigollier, Olivier Bauer, and Lucien Wald. On the clear sky model of the esra — european solar radiation atlas — with respect to the heliosat method. *Solar Energy*, 68(1):33–48, 2000. ISSN 0038-092X. doi: [https://doi.org/10.1016/S0038-092X\(99\)00055-9](https://doi.org/10.1016/S0038-092X(99)00055-9). URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X99000559>.
- [102] Christelle Rigollier, Mireille Lefèvre, Sylvain Cros, and Lucien Wald. Heliosat 2: an improved method for the mapping of the solar radiation from meteosat imagery. *Proceedings of the 2002 EUMETSAT Meteorological Satellite Conference*, 09 2002.
- [103] Roberto Román, Manuel Antón, Alberto Cazorla, Argimiro De Miguel, F. Olmo, Julia Bilbao, and Lucas Arboledas. Calibration of an all-sky camera for obtaining sky radiance at three wavelengths. *Atmospheric Measurement Techniques*, 5:2013–2024, 08 2012. doi: 10.5194/amt-5-2013-2012.
- [104] R. Rösemann. *A Guide to Solar Radiation Measurement: From Sensor to Application: an Overview of the State of the Art: UV, Visible, Infrared*. Kipp & Zonen, 2011. ISBN 9789081739702. URL <https://books.google.com.mx/books?id=sngptwAACAAJ>.
- [105] Elton G. Rossini and Arno Krenzinger. Maps of sky relative radiance and luminance distributions acquired with a monochromatic CCD camera. *Solar Energy*, 81(11):1323–1332, 2007. ISSN 0038092X. doi: 10.1016/j.solener.2007.06.013.
- [106] Scott C. Rowe, Illias Hischer, Aaron W. Palumbo, Boris A. Chubukov, Mark A. Wallace, Rachel Viger, Allan Lewandowski, David E. Clough, and Alan W. Weimer. Nowcasting, predictive control, and feedback control for temperature regulation in a novel hybrid solar-electric reactor for continuous solar-thermal chemical processing. *Solar Energy*, 174(August):474–488, 2018. ISSN 0038092X. doi: 10.1016/j.solener.2018.09.005. URL <https://doi.org/10.1016/j.solener.2018.09.005>.
- [107] José A. Ruiz-Arias and Christian A. Gueymard. Worldwide inter-comparison of clear-sky solar radiation models: Consensus-based review of direct and global irradiance components simulated at the earth surface. *Solar Energy*, 168:10–29, 2018. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2018.02.008>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X18301257>. Advances in Solar Resource Assessment and Forecasting.

- [108] J. Samimi. Estimation of height-dependent solar irradiation and application to the solar climate of iran. *Solar Energy*, 52(5):401–409, 1994. ISSN 0038-092X. doi: [https://doi.org/10.1016/0038-092X\(94\)90117-K](https://doi.org/10.1016/0038-092X(94)90117-K). URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0038092X9490117K>.
- [109] T. Schmidt, J. Kalisch, E. Lorenz, and D. Heinemann. Evaluating the spatio-temporal performance of sky-imager-based solar irradiance analysis and forecasts. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 16(5):3399–3412, 2016. doi: 10.5194/acp-16-3399-2016. URL <https://www.atmos-chem-phys.net/16/3399/2016/>.
- [110] Enrica Scolari, Fabrizio Sossan, Mathia Haure-Touzé, and Mario Paolone. Local estimation of the global horizontal irradiance using an all-sky camera. *Solar Energy*, 173:1225 – 1235, 2018. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2018.08.042>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X18308119>.
- [111] M.R. Sharma and R.S. Pal. Interrelationships between total, direct, and diffuse solar radiation in the tropics. *Solar Energy*, 9(4):183–192, 1965. ISSN 0038-092X. doi: [https://doi.org/10.1016/0038-092X\(65\)90045-9](https://doi.org/10.1016/0038-092X(65)90045-9). URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0038092X65900459>.
- [112] Alvy Smith. Color gamut transform pairs. *ACM Siggraph Computer Graphics*, 12:12–19, 08 1978. doi: 10.1145/800248.807361.
- [113] J. W. Spencer. Fourier series representation of the position of the sun. *Search*, 2(5):172+, May 1971. URL <http://www.mail-archive.com/sundial@uni-koeln.de/msg01050.html>.
- [114] Xixi Sun, Jamie M. Bright, Christian A. Gueymard, Brendan Acord, Peng Wang, and Nicholas A. Engerer. Worldwide performance assessment of 75 global clear-sky irradiance models using principal component analysis. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 111: 550 – 570, 2019. ISSN 1364-0321. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.04.006>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032119302187>.
- [115] César D. Sánchez-Segura, Luis Valentín-Coronado, Manuel I. Peña-Cruz, Arturo Díaz-Ponce, Daniela Moctezuma, Gerardo Flores, and David Riveros-Rosas. Solar irradiance components estimation based on a low-cost sky-imager. *Solar Energy*, 220:269–281, 2021. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2021.02.037>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X2100150X>.
- [116] Pavan Turaga, Rama Chellappa, and Ashok Veeraraghavan. Advances in video-based human activity analysis: Challenges and approaches. In Marvin V. Zelkowitz, editor, *Advances in Computers*, volume 80 of *Advances in Computers*, pages 237 – 290. Elsevier, 2010. doi: [https://doi.org/10.1016/S0065-2458\(10\)80007-5](https://doi.org/10.1016/S0065-2458(10)80007-5). URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0065245810800075>.

- [117] B. Urquhart, B. Kurtz, E. Dahlin, M. Ghonima, J. E. Shields, and J. Kleissl. Development of a sky imaging system for short-term solar power forecasting. *Atmospheric Measurement Techniques*, 8(2):875–890, 2015. ISSN 18678548. doi: 10.5194/amt-8-875-2015.
- [118] Luis Valentín, Manuel I. Peña-Cruz, Daniela Moctezuma, Cesar M. Peña-Martínez, Carlos A. Pineda-Arellano, and Arturo Díaz-Ponce. Towards the development of a low-cost irradiance nowcasting sky imager. *Applied Sciences (Switzerland)*, 9(6):1–20, 2019. ISSN 20763417. doi: 10.3390/app9061131.
- [119] Darko Veberič. Lambert w function for applications in physics. *Computer Physics Communications*, 183(12):2622–2628, 2012. ISSN 0010-4655. doi: <https://doi.org/10.1016/j.cpc.2012.07.008>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010465512002366>.
- [120] Frank Vignola, Joseph Michalsky, and Thomas Stoffel. *Solar and infrared radiation measurements*. CRC press, 2019.
- [121] Jianhua Wang, Fanhuai Shi, Jing Zhang, and Yuncai Liu. A new calibration model of camera lens distortion. *Pattern Recognition*, 41(2):607–615, 2008. ISSN 00313203. doi: 10.1016/j.patcog.2007.06.012.
- [122] G. Weinrebe and M. Balz. Localization – a major key to success of csp. *Energy Procedia*, 69: 2090 – 2096, 2015. ISSN 1876-6102. doi: <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2015.03.224>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610215005305>. International Conference on Concentrating Solar Power and Chemical Energy Systems, SolarPACES 2014.
- [123] Philip Wood-Bradley, Jose Zapata, and John Pye.
- [124] Deepak Yadav and Rangan Banerjee. A review of solar thermochemical processes. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 54:497 – 532, 2016. ISSN 1364-0321. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.10.026>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032115011053>.
- [125] Megumi Yamashita and Mitsunori Yoshimura. Estimation of global and diffuse photosynthetic photon flux density under various sky conditions using ground-based whole-sky images. *Remote Sensing*, 11(8), 2019. ISSN 20724292. doi: 10.3390/rs11080951.
- [126] Abraham Zangvil and Peter J. Lamb. Characterization of sky conditions by the use of solar radiation data. *Solar Energy*, 61(1):17–22, 1997. ISSN 0038-092X. doi: [https://doi.org/10.1016/S0038-092X\(97\)00035-2](https://doi.org/10.1016/S0038-092X(97)00035-2). URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X97000352>.

- [127] Zhengyou Zhang. *Camera Parameters (Intrinsic, Extrinsic)*, pages 81–85. Springer US, Boston, MA, 2014. ISBN 978-0-387-31439-6. doi: 10.1007/978-0-387-31439-6\_152. URL [https://doi.org/10.1007/978-0-387-31439-6\\_152](https://doi.org/10.1007/978-0-387-31439-6_152).
- [128] Xin Zhao, Haikun Wei, Hai Wang, Tingting Zhu, and Kanjian Zhang. 3d-cnn-based feature extraction of ground-based cloud images for direct normal irradiance prediction. *Solar Energy*, 181:510–518, 2019. ISSN 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.01.096>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X19301082>.





**D**ESEO EXPRESAR MI GRATITUD Y RE-  
conocimiento a todas las personas e  
instituciones que han contribuido de  
manera significativa a la realización de esta tesis.  
Quisiera agradecer nuevamente al Dr. Manuel I.  
Peña-Cruz y al resto del comité de tesis por su  
valiosa orientación y sus valiosos comentarios  
durante el proceso de investigación.

Asimismo, deseo expresar mi profundo agrade-  
cimiento a mi familia y amigos por su amor in-  
condicional y apoyo constante, ya que sin ellos,  
no habría sido posible culminar exitosamente es-  
ta tesis.

Espero que esta tesis resulte de utilidad para otros  
investigadores y académicos que estén interesa-  
dos en el tema, y que pueda servir como un pun-  
to de partida para futuras investigaciones en este  
campo.