



Predicción de la irradiancia solar con un sistema de
visión artificial para horizontes de tiempos cortos
“Nowcasting”



Como requisito para la obtención de grado en:
Maestría Optomecatrónica

Asesor:
Dr. Manuel Ignacio Peña Cruz

Estudiante:
Lic. Cesar Mauricio Peña Martinez

2018

Aguascalientes, Aguascalientes, México

*“Si lo puedes soñar, lo puedes hacer. Todo depende de ti.
Algún día diré "no fue fácil, pero lo logré.
Pues, para llegar lejos en la vida no hay que apresurarse tanto,
pero si hay que evitar detenerse...”*

Alberto Rubín Martín

Dedicatoria

A ti chiquis que desde el momento que llegaste iluminaste nuestras vidas como una estrella en el universo, tu luz fortalece y da seguridad de continuar el camino.

Este es un homenaje a ustedes Stella y Jose que han sacrificado sus sueños, gustos y tiempo por sembrar en nosotros lo mejor de sus vidas. Espero consideren este trabajo un fruto de ello.

A Sandra, Javier y de nuevo a ti Geraldine, por cuidar a mis padres y brindarles todo su afecto, cariño y ayuda incondicional para que no sintieran mi ausencia.

A mis sobrinas Luna Y Majo. Espero lleguen más lejos que nosotros y algún día leer mi nombre en su trabajo de maestría o doctorado

A mis padrinos Gerardo y Elena, que siempre me han apoyado y han confiado en mi desde muy pequeño. Espero devolverles un poco de todo lo que me han dado.

A mi tío Wilson por incentivarme el gusto por las matemáticas, la física y el conocimiento. Al igual que a mi primo Edwin por contarme sus experiencias en la investigación y la ciencia.

A mi abuelo, tíos, primos y amigos, aunque no se que esperaban de mí con mucho cariño.

A los que abrieron el camino y hoy nos cuidan desde donde estén. Mis abuelos; Josefina, Anita, Jose y a quien siempre le pido un poco de inteligencia y sabiduría para enfrentar mis retos académicos mi tío Jorge.

A Wilson y Diana quienes abrieron el camino para poder obtener este título. Son muy valientes al dejarlo todo y abrirnos la oportunidad de alcanzar este sueño. gracias en gran parte este título también es suyo.

A mis amigos que fueron como hermanos, Rosario, Poncho, Gabi, Mariana, MiniDani, Erik. Por estar en los momentos de lucha, pero especialmente en los momentos más divertidos e inolvidables.

Por último, no sin menos importancia y como ellos me suelen llamar a mis parceros Daniel, Alan, Omar, Joaquin, Juan y Marthoz por brindarme su ayuda y abrirme las puertas de su casa. Un gesto que nunca se olvidará. Espero regresar y celebrar con unas carnitas en Saltillo.

Agradecimientos

Mi más sincero agradecimiento a el doctor Manuel Ignacio Peña Cruz. Director de este trabajo de investigación; primero por su confianza, sabiduría y conocimiento, Digno de mi mas grande admiración. Sus enseñanza personales y académicas son de gran valor. El mayor aprendizaje que me deja es afrontar los retos por grandes que sean, como muchas veces dice "todo se puede hacer" y "todo problema tiene solución."

A todos los maestros que me impartieron clases es un placer poder aprender de ustedes.

Al todas las personas que trabajan en el CIO Aguascalientes y al grupo de investigación GII-SOL, porque de cada uno de ustedes aprendí un poco. particularmente a los Ing. Juan Sarabia y Gustavo Acevedo por sus aportes a este trabajo. Al doctor Rodolfo Martínez por sus consejos personales y estar pendiente de nuestro bienestar y al doctor Daniel López por su apoyo económico incondicional y sus palabras de aliento para no renunciar.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) y la Secretaria de Energías Renovables (SENER) por la beca de posgrado que me otorgó para sustentarme.

Agradezco al CONACYT por el apoyo recibido a través del proyecto de Desarrollo Científico para atender Problemas Nacionales 2015-01-1651 Diseño y construcción de Potabilizador Integral Solar de Agua para comunidades Rurales.

A mis compañeros de la universidad pedagógica Diego, Gabriel, Jairo, Arturo, Diana Oyuela, Andrea Gutierrez y demás por sus palabras de aliento y a mis amigos Victor, Julie, Andrés Corredor, Alejandra, Viviana, Claudia, Yesid, Por lo que son y sentirse orgulloso de mis logros.

Finalmente quiero decir que me siento orgulloso de ser parte de la primera generación de egresados de esta unidad. De aportar y ver su crecimiento aún cuando muchos éramos apáticos, espero siga creciendo aún más.

Gracias

Resumen

La predicción de la irradiancia solar permite optimizar los procesos de operación de las plantas solares, mejorar la calidad de energía producida, establecer los costos de producción y estimar la cantidad de energía que se puede ofertar en el mercado. Estos factores han sido fundamentales en la búsqueda de nuevas alternativas para mejorar las predicciones de la irradiancia solar a nivel del suelo.

En este documento se describe el diseño, construcción y desarrollo de un sistema de visión artificial terrestre de bajo costo (ViSoN-Vision Solar Nowcasting) como una alternativa para la predicción de valores de irradiancia solar en horizontes de tiempo corto. El documento comprende un desarrollo progresivo de las diversas etapas que inicia desde la documentación bibliográfica hasta los resultados del procesamiento de las imágenes obtenidas por el prototipo.

En primer lugar se realiza una breve introducción de la importancia de la irradiancia solar. Se destacan las particularidades primordiales y las principales componentes que la conforman. Se mencionan algunos instrumentos de medición de la irradiancia solar con sus respectivas especificaciones y característica. Se describe los métodos, técnicas y la utilización de los datos recopilados por los instrumentos y algunos modelos de predicción para el pronóstico solar en distintos horizontes de tiempo.

Posteriormente, se realiza una descripción de la construcción del prototipo, comenzando por el diseño óptico, para luego hablar de sus partes (cámara, espejo, estructura). Luego, se detalla el procesamiento de las imágenes en donde se muestra las áreas de interés sobre la imagen de las cuales se obtienen los niveles de intensidad de los píxeles para medir las componentes Global (GHI) Y Directa (DNI) de la Irradiancia Solar.

Enseguida, se muestran los resultados obtenidos del cálculo de las componentes GHI Y DNI de la irradiancia solar a partir de las imágenes adquiridas por el prototipo construido, los resultados fueron comparados con los datos de los radiómetros de alta calidad de la estación solarimétrica (SOLYS). Las imágenes y los datos de SOLYS fueron adquiridos cada minuto en el Centro de Investigaciones en Óptica de la ciudad de Aguascalientes. Sin embargo, los valores de la componente GHI de ViSoN fueron promediados en intervalos temporales de 5 y 10 minutos, por otro lado para la componente DNI solo se realizan promedios cada 10 minutos, en concordancia con la resolución temporal de SOLYS.

Finalmente y vale la pena afirmar que el método usado en este trabajo de investigación es efectivo y antes no había sido reportado en la literatura a nuestro conocimiento, pues, ViSoN obtiene datos de las componentes GHI y DNI de la irradiancia solar confiables y que se comportan de manera similar a los datos adquiridos con radiómetros específicos de alta calidad pero a bajo costo computacional y con resoluciones tanto espaciales como temporales. Además, ViSoN tiene la capacidad de detectar y realizar seguimiento de las nubes mas próximas al sol sobre las imágenes, gracias a los algoritmos desarrollados e implementados en el prototipo, permitiendo así obtener sus posiciones, trayectorias, velocidad y tiempo que tardaría la nube en hacer contacto con el sol.

Conferencias

Presentación de poster:

- Congreso Regional de Energías Renovables

Predicción del recurso solar con métodos de visión artificial”

CIO, 9-11 Noviembre 2016, Aguascalientes, Aguascalientes.

Presentación de poster:

- International Symposium om SPIE Optical Engineering + Applications (Optics + Photonics 2017)

SOLAR IRRADIANCE FORECASTING WITH AN ARTIFICIAL VISION
SYSTEM FOR SHORT-TIME HORIZONS.

Cesar Ma Peña-Martínez*, Manuel I. Peña-Cruz, J-Sarabia, Pineda-Arellano CA, Salgado Tránsito I.

SPIE, 6-10 Agosto 2017, San Diego, California.

Taller:

- Congreso Internacional en Sistemas Mecatrónicos.

“Evaluación del recurso solar.”

Cesar Ma Peña-Martínez*, Manuel I. Peña-Cruz.

Instituto Tecnológico de Celaya, 18-20 octubre 2017, Ciudad de Celaya, Guanajuato.

Indice

	Página
Dedicatoria	III
Agradecimientos	IV
Resumen	VIII
Indice de Figuras	XI
Indice de Tablas	XII
Glosario de acrónimos	XII
1. Introducción	1
1.1. Antecedentes	3
1.1.1. Instrumentos de medición de la Irradiancia solar	5
1.1.2. Métodos para la evaluación del recurso solar	11
1.2. Estado del arte	12
1.2.1. Modelos estadísticos	14
1.2.2. NWP	19
1.2.3. Imágenes de Nubes y Modelos basados en satélites	20
1.2.4. Investigaciones en Horizontes de tiempo cortó (Nowcasting)	28
1.3. Objetivos	34
1.3.1. General	34
1.3.2. Metas	34
2. Metodología	35
2.1. Diseño óptico	35
2.1.1. Cámara	36
2.1.2. Raspberry pi 3 B	38
2.1.3. Espejo	39
2.2. Diseño mecánico y construcción	41

2.2.1. Estructura	44
2.3. Algoritmos	47
2.3.1. Comunicación Raspberry pi – Ordenador.	48
2.3.2. Configuración de parámetros de la cámara	50
2.3.3. Captura y Procesamiento de la Imagen	52
2.3.4. Procesamiento de la imagen y cálculo de GHI y DNI.	53
3. Resultados	59
3.1. GHI	59
3.1.1. Resultados para una resolución temporal de 10 minutos	59
3.1.2. Resultados para una resolución temporal 5 minutos	62
3.2. DNI	66
3.3. Cloud Vector	69
3.4. Conclusiones y oportunidades de trabajo	73
Referencias	75
Anexos	79

Indice de Figuras

1.1. Distribución espectral de la irradiancia solar	4
1.2. Estación solarimétrica tipo BSRN KIPP & ZONE (SOLYS)	9
1.3. Sistema de adquisición y almacenamiento de datos	9
1.4. Registrador de datos CR1000 Cambell Scientific.	10
1.5. Serie temporales estacionarias	15
1.6. Esquema de una ANN tipo MLP	17
1.7. Comparación entre la potencia pronosticada P_{pv} y la producida por la plata durante 4 días soleados	18
1.8. Vectores de movimiento detectados a partir de dos imágenes consecutivas (256x256 píxeles)	21
1.9. Campo vectorial de movimiento en una imagen del cielo	22
1.10. Resultados GHI para el 4 de octubre	23
1.11. Definición de zonas correspondientes a diferentes condiciones de umbral	29
1.12. Predicción de DNI para promedios de 1 min	30
1.13. RMSE y horizontes de pronóstico	31
2.1. Vista preliminar del prototipo (ViSoN).	35
2.2. Módulo de cámara Raspberry pi v2	37
2.3. Hardware Raspberry pi^{TM} 3 B	38
2.4. Espejo de acrílico tipo domo de 18" de diámetro.	40
2.5. Reflejo del cielo completo en el espejo tipo domo.	41
2.6. Diseño preliminar del sistema de visión	41
2.7. Plano de carcasa Raspberry pi modelo 3B.	42
2.8. carcasa Raspberry pi modelo 3B.	43
2.9. Planos de la tapa superior de la carcasa	43
2.10. Diseño tapa superior para la carcasa	44
2.11. Carcasa de cámara y placa base de Raspberry pi modelo 3B.	44
2.12. Perfil de aluminio 25 mm.	45
2.13. Planos del acople base espejo Perfil vertical	46
2.14. Hardware del Sistema de visión artificial (ViSoN)	46
2.15. Interfaz gráfica para instalación de firmware Raspberry pi modelo 3B . .	48

2.16. Opciones de configuración para la conexión Raspberry pi modelo 3B . . .	49
2.17. Opción de configuración manual Raspberry pi modelo 3B.	49
2.18. Propiedades de conexión Raspberry pi modelo 3B.	50
2.19. Propiedades de módulo de cámara Raspberry pi	51
2.20. Histograma de la imagen para un día completamente claro.	51
2.21. Ajustes de los parámetros de la imagen	52
2.22. Imagen del cielo recortada a 669 x 641 píxeles.	53
2.23. Área de interés para las variaciones de la intensidad en el Housing. . . .	54
2.24. Localización del centroide del reflejo del sol.	55
2.25. Canal verde de la imagen original.	56
2.26. Imagen binarizada para detectar la mancha solar.	56
2.27. Área circunsolar de 115 x 115 píxeles aproximadamente.	57
3.1. Imágenes del cielo para el día 9 de Nov de 2017.	59
3.2. Irradiancia Global promedio para el día 9 Nov 2017.	60
3.3. Imágenes del cielo para el día 14 de Nov de 2017.	61
3.4. Irradiancia Global promedio para el día 14 Nov 2017.	61
3.5. Imágenes del cielo para el día 13 de Septiembre de 2017.	62
3.6. Irradiancia Global promedio para el día 13 Septiembre de 2017 para intervalos de tiempo promedio de 5 min.	62
3.7. Imágenes del cielo para el día 14 de Septiembre de 2017.	63
3.8. Irradiancia Global promedio para el día 14 de Septiembre 2017 para intervalos de tiempo promedio de 5 min.	63
3.9. Irradiancia Global promedio para el día 13 de Septiembre de 2017 para intervalos de tiempo promedio de 10 min.	64
3.10. Irradiancia Global promedio para el día 14 de Septiembre de 2017 para intervalos de tiempo promedio de 10 min.	65
3.11. Imágenes del cielo para el día del 06 de Noviembre de 2017.	66
3.12. Irradiancia Normal Directa (DNI) para el día 06 de Noviembre 2017 para intervalos de tiempo de 10 min.	67
3.13. Imágenes del cielo para el día del 08 de Noviembre de 2017.	67
3.14. Irradiancia Normal Directa (DNI) para el día 08 de Noviembre 2017 para intervalos de tiempo de 10 min.	68
3.15. Detección y seguimiento de nubes y sol para intervalos de tiempo de 10 min	71
3.16. Detección y seguimiento de nubes y sol para intervalos de tiempo de 10 min	71

Índice de tablas

1.1. Clase de radiómetros.	5
1.2. Piranómetros Estándar tipo secundario.	6
1.3. Piranómetros de Primera Clase	6
1.4. Piranómetros de segunda clase	7
1.5. Piranómetros con sensor de fotocelda	7
1.6. Pirheliometro CHP1 Kipp & Zone de primera clase.	8
1.7. Comparación entre diversos NWP (Inman et al., 2013).	19
1.8. Resumen de trabajos sobre la predicción de la irradiación solar, la producción de energía fotovoltaica y la nubosidad (<i>Inman et al., 2013</i>).	23
1.9. Comparación entre irradiaciones estimadas y medidas de 5 minutos GHI, DHI, BHI y BNI para el mes de enero de 2011.	29
1.10. Resumen de investigaciones de Horizonte de tiempo corto con imágenes tierra-cielo.	32
2.1. Especificaciones cámara Raspberry v2.	37
2.2. Especificaciones del Hardware Raspberry pi modelo 3B.	38
2.3. Especificaciones de Periféricos raspberry pi^{TM} 3.	39
2.4. Cantidad de perfiles para la construcción del dispositivo.	45
2.5. Partes del hardware del sistema de visión artificial.	47
3.1. Componente promedio diaria GHI por SOLYS y ViSoN con su respectivo error promedio para cada día.	65
3.2. Componente promedio diaria DNI medida por Solys y ViSoN con su respectivo error promedio para cada día.	69
3.3. Datos de distancia Nube-Sol en píxeles Velocidad promedio y tiempo de contacto con el Sol.	72

Glosario de acrónimos

- CIO*.....Centro de Investigaciones en Óptica.
- CSP*.....(Concentrated solar power).
- DHI*.....irradiancia solar Difusa (Diffuse Horizontal Irradiance).
- DNI*.....Irradiancia Solar directa (Direct normal Irradiance).
- GHI*.....Irradiancia Solar Global (Global Horizontal Irradiance).
- G_{sc}Constante solar.
- k_{hs}Variación de la intensidad de píxeles housing.
- k_{csk}Factor de cielo claro.
- NWP*.....(Numerical Weather Prediction).
- PA_{cir}Promedio de los píxeles del área circunsolar.
- Pd_{dark}Promedio de las intensidades de los píxeles para un día completamente oscuro (Mínimo).
- Pd_{max}Promedio de las intensidades de píxeles para un día completamente claro (Máximo).
- PH_{max}Promedio de intensidad máxima de en la superficie del housing.
- P_{HO}Promedio de intensidades de píxeles Housing.
- SOLYS*.....Estación Solarimétrica SOLYS (Sun Tracker).
- R-GUV*.....Radiación global ultravioleta.
- ViSoN*.....Vision Solar Nowcasting.
- θ_z Ángulo cenit.

CAPÍTULO 1

Introducción

La luz y el calor provenientes del sol son de gran importancia y valor para todos los seres vivientes del planeta tierra. Pues gracias a su energía radiante, se produce toda la actividad biológica del mundo; animales, plantas, seres humanos, la atmósfera, nuestro ambiente, etc, experimentan los efectos directos e indirectos de la radiación solar.

Uno de los principales efectos de la radiación solar es su influencia significativa sobre el clima. Generalmente, el clima se define por condiciones físicas sobre la atmósfera, a través de un conjunto de interacciones de fenómenos complejos que influyen tanto en el clima local como global. Por esta razón, predecir y entender los cambios climáticos requiere de medidas de alta precisión para poder cuantificar sus tendencias.

La observación y predicción continua del clima es importante en el progreso tecnológico de todas las civilizaciones modernas. En este sentido, la medición de la radiación solar como variable climatológica es fundamental en las actividades diarias de los seres humanos; comercio terrestre, marítimo y aéreo, predicción de avalanchas y otros peligros, no son posibles sin un continuo monitoreo de la radiación solar (*Meza y Vargas, 2000; Velazco, 2009*).

Durante los últimos años, la medida de la radiación solar también se ha convertido en uno de los puntos más importantes en el campo de prueba de los materiales (*Meza y Vargas, 2000 Leone y Leone, 2017*), ya sea para desarrollar tecnología de concentración solar, materiales para desarrollar celdas fotosensibles, paneles solares o simplemente productos para protegernos de las enfermedades producidas por la radiación ultravioleta, es decir, la radiación de mayor frecuencia que llega a la superficie terrestre.

En la industria de energía solar, son fundamentales los datos precisos y una evaluación constante del recurso solar para establecer la viabilidad de un lugar en la implementación de procesos y/o dispositivos que generen su explotación, conocer la disponibilidad del recurso solar y predecir los factores que puedan afectarla. (*Chauvin et al., 2015*) Argumenta que la evaluación y pronóstico del recurso solar son tareas esenciales, ya que

permiten hacer una mejor gestión casi instantánea del campo solar, por lo cual reduce las actividades de mantenimiento, mejorando los beneficios esperados.

Actualmente, la instalación de centrales fotovoltaicas y termosolares (CSP) han generado un incremento en la producción de electricidad y es de esperarse que esta tendencia siga en continuo aumento. Sin embargo, los altos costo de inversión inicial y la naturaleza fluctuante de la energía solar plantean problemas de inserción particulares en las redes eléctricas (despachabilidad), las cuales exigen un pronóstico a corto y largo plazo de la producción eléctrica de las plantas de energía solar (*Chauvin et al., 2015; Willy et al., 2014; Florita et al., 2013; Yang et al., 2014*).

Existen dos enfoques principales que permiten la predicción de la irradiancia solar. Uno de ellos es el método físico-estadístico que aborda el pronóstico de la disponibilidad de la irradiancia solar mediante los llamados Métodos de Predicción Numérica del Clima o *Numerical Weather Prediction* (NWP, por sus siglas en inglés). Estos modelos de predicción tienen una resolución espacial de alrededor de los 100 Km^2 y gracias a los avances en las investigaciones y la tecnología en los últimos años, los NWP pretenden llegar a obtener resoluciones espaciales hasta de 10 Km^2 (*Chow et al., 2011*), con predicción de radiación a largo y mediano plazo. Por otro lado, se encuentran los modelos basados en la predicción en tiempo real como las imágenes de satélite o cámaras tierra-cielo (*sky imagers*). La resolución espacial de los modelos de predicción por satélites es de 1 Km^2 con una resolución temporal mayor a 6 horas (*Yang et al., 2014*). Generalmente el pronóstico de los NWP tiene un mejor rendimiento en la perspectiva temporal que los pronósticos de satélite. Sin embargo, la fluctuación en las condiciones iniciales y la resolución limitada hacen que los modelos numéricos NWP no puedan predecir la posición de las nubes con precisión ni sus efectos sobre la radiación solar en un ubicación específica (*Yang et al., 2014; Chow et al., 2011*). Por ende, se hace ineludible realizar mejores pronósticos establecidos en la medición a corto plazo pero con altas resoluciones tanto temporales como espaciales.

La mayoría de industrias y plantas que involucran sistemas termosolares y fotovoltaicos buscan datos confiables ya sea a largo, mediano y/o corto plazo para estimar de manera más precisa la cantidad de energía que pueden producir diariamente y así establecer un promedio de producción mensual o anual. Por lo general, para estos proceso se usan las imágenes de satélite y sensores de irradiancia con el fin de obtener datos de irradiancia solar global (GHI), irradiancia solar directa (DNI) e irradiancia solar difusa (DHI). Sin embargo, la adquisición de imágenes por satélite y los sensores debidamente calibrados y bien mantenidos, tienen un costo elevado, no solo por la redes de comunicaciones requeridas para centralizar y almacenar los datos, sino por las instalaciones que se deben realizar, la adquisición y mantenimiento de los propios sensores.

Podría decirse que la predicción de la irradiancia solar es una tecnología que permite optimizar los costos y calidad de energía suministrada por la red eléctrica. La combinación de estos dos factores, ha sido la motivación principal para el desarrollo de un complejo campo de investigación que tiene como objetivo realizar mejores predicciones de irradiancia solar a nivel del suelo y con ello poder predecir los valores de potencia de salida producible dependiendo del tipo de tecnología utilizada. (*Yang et al., 2014*) argumenta que las observaciones con instrumentos terrestres que utilizan una cámara de cielo y registran imágenes completas de la bóveda celeste son una herramienta poderosa, ya que representan una gran oportunidad para llenar la brecha de pronóstico y ofrecer vista de sombras de nubes con una resolución espacial por debajo del km^2 a un bajo costo de procesamiento computacional.

En este trabajo de investigación se diseñó y desarrolló un sistema de visión artificial terrestre (ViSoN) de bajo costo, con un espejo comercial tipo domo y un módulo de cámara Raaberry pi apuntado hacia abajo, para capturar la imagen del reflejo del cielo completo sobre el espejo. La cámara adquiere imágenes cada minuto con una resolución de 1024 x 780 píxeles. Mientras que el espejo ocupa 673 x 641 píxeles. Además del diseño de la estructura del sistema ViSoN, en este trabajo también se ha desarrollado un software capaz de procesar las imágenes adquiridas por la cámara con el fin de obtener los valores de irradiancia solar con altas resoluciones espaciales y temporales. Además, ViSoN, es capaz de obtener las posiciones, trayectorias y velocidades de las nubes que cubren el cielo. Los datos obtenidos del análisis de las imágenes son comparados con los datos de la estación solarimétrica (SOLYS) que cuenta con sensores de alta calidad para medir irradiancia solar directa, global y difusa.

1.1. Antecedentes

La radiación es una amplia y continua gamma de longitudes de onda de distintas intensidades, que va desde los rayos gamma y rayos X (longitudes de onda corta) hasta las ondas de radio (longitud de onda larga). La radiación electromagnética proveniente del sol que incide en la parte superior del borde de la atmósfera se conoce como radiación extraterrestre; la intensidad de energía medida disponible, para el espectro completo, en esta zona es de $1367 \frac{W}{m^2}$ (*Duffi y Beckman, 2013*).

En la superficie terrestre, el flujo de radiación disminuye debido a la dispersión y absorción cuando pasa a través de la atmósfera. Los procesos de radiación sobre la tierra van desde los 280 nm a 3000 nm para longitudes de onda corta y de 3 μm a longitudes de onda mayores de 40 μm para de onda larga. La máxima intensidad del espectro ocurre a los 500 nm hacia el extremo azul del visible, como se observa en la Figura 1.1.

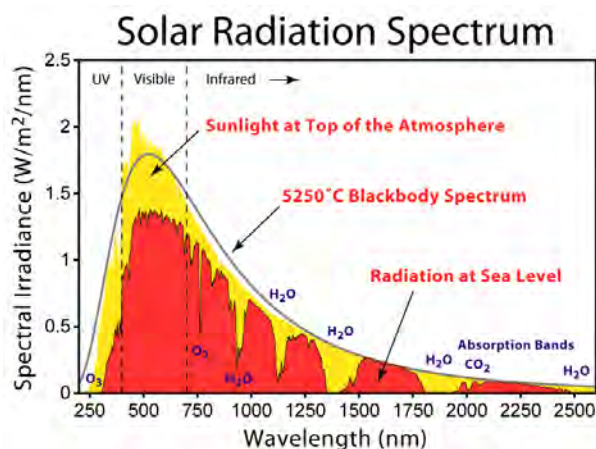


Figura 1.1: Distribución espectral de la irradiancia solar sobre la atmósfera (extraterrestre) y en la superficie terrestre después de la absorción por los gases atmosféricos (nivel del mar). Curva de un cuerpo negro correspondiente a una temperatura de 5520 K (Kleissl, 2013)

Las cantidades de radiación son referidas generalmente en términos de exposición radiante o irradiancia. La irradiancia se puede entender como la tasa a la cual la energía radiante está incidiendo sobre una superficie (Duffi y Beckman, 2013; Goswami et al., 2000); es decir, es la medida del flujo de energía recibida por unidad de área, en forma instantánea: energía sobre unidad de área por unidad de tiempo y cuya unidad es el Watt por metro cuadrado $\left[\frac{W}{m^2}\right]$.

La exposición radiante es la medida de la radiación solar, en la cual la radiación es integrada en el tiempo como energía/área y cuya unidad es el $\left[\frac{KWh}{m^2}\right]$ por día (si es integrada en el día) o $\left[\frac{MJ}{m^2}\right]$ por día.

Por su diferente comportamiento, la irradiancia la podemos separar en tres componentes: Irradiancia directa (DNI), irradiancia difusa (DHI) y la irradiancia reflejada.

Irradiancia Directa (DNI): Es un haz de radiación solar disponible desde el disco solar sobre una superficie plana normal a la del sol, es decir, la radiación solar recibida desde el sol sin haber sido dispersada por la atmósfera. Este tipo de radiación es la más importante para aplicaciones termosolares.

Radiación Difusa (DHI): Es la radiación proveniente del domo solar, sin tener en cuenta la radiación Directa, que ha sido dispersada por las nubes, aerosoles y otros componentes atmosféricos. La radiación difusa es referida en alguna literatura meteorológica como radiación del cielo o radiación solar del cielo.

La radiación global (GHI): Se define como la radiación solar recibida de un ángulo sólido de 2π estereorradianes sobre una superficie horizontal. La radiación global incluye

la radiación dispersada al atravesar la atmósfera DHI y la recibida directamente del disco solar DNI.

para calcular la componente de irradiancia global se utiliza la ecuación 1.1 (*Duffi y Beckman, 2013*)

$$GHI = DNI \times \cos(\theta_z) + DHI, \quad (1.1)$$

donde θ_z es el ángulo cenit.

Radiación Reflejada: Es la radiación directa y difusa que se recibe por reflexión en el suelo u otras superficies próximas.

1.1.1. Instrumentos de medición de la Irradiancia solar

La radiación solar que llega a la superficie terrestre se mide tradicionalmente mediante radiómetros, los cuales son instrumentos especiales que comunmente son usados para medir la cantidad de radiación solar que llega a esta región de la tierra. Particularmente son de dos tipos básicos (*Duffi y Beckman, 2013; Rösemann, 2011*):

Pirheliómetros: Instrumentos estándar y estándar secundarios que usa un detector colimado para medir la radiación desde el sol y una porción pequeña de cielo cercana al sol (DNI).

Piranómetros: Instrumentos para medir el hemisferio solar total (radiación global), usualmente se usa en una superficie horizontal. Dependiendo del tipo de radiación solar que se desee medir hay un tipo de radiómetro pertinente.

En la tabla 1.1 se muestra algunos radiómetros y su parámetro de medida.

Tabla 1.1: Clase de radiómetros.

Tipos de Instrumentos	Parámetro de Medida
Pirheliómetro Absoluto	Radiación Directa (patrón nacional)
Pirheliómetro de Incidencia Normal	Radiación directa (patrón secundario)
Piranómetro	Radiación Global, Radiación Difusa.
Piranómetro Espectral	Radiación Global en intervalos espectrales de banda ancha.
Pirheliómetros (con filtro)	Radiación Directa en bandas espectrales anchas.
Heliógrafo	Brillo Solar

De acuerdo a la norma ISO 9060 los piranómetros tipo termopila se clasifican en estándar secundario, primera y segunda clase (ISO 9060,1990). A continuación, se presentan algunas características de piranómetros comúnmente usados en institutos de investigación y redes radiométricas en diferentes regiones del mundo.

Tabla 1.2: *Piranómetros Estándar tipo secundario.*

<p>Piranómetro Eppley, mod. PSP (Estados Unidos)</p>  <ul style="list-style-type: none"> ▪ Rango espectral 0.285 a 2.8 μm ▪ Sensibilidad $9 \frac{\mu\text{V}}{\text{Wm}^{-2}}$ ▪ Dependencia temperatura $\pm 1\%$ ▪ Tiempo respuesta 1 seg. ▪ Precio aprox. US \$ 2500 	<p>Piranómetro Kipp & Zonen, Mode CM 21 (Suiza)</p>  <ul style="list-style-type: none"> ▪ Rango espectral 0.285 a 2.8 μm ▪ Sensibilidad $9 \frac{\mu\text{V}}{\text{Wm}^{-2}}$ ▪ Dependencia temperatura $\pm 1\%$ ▪ Tiempo respuesta 1 seg. ▪ Precio aprox. US \$ 2500
---	---

Tabla 1.3: *Piranómetros de Primera Clase*




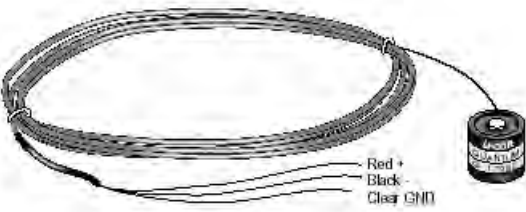

<p>Piranómetro Kipp & Zonen, mod. CM 6B</p>  <ul style="list-style-type: none"> ▪ Rango espectral 0.305 a 2.8 μm ▪ Sensibilidad 9-15 $\frac{\mu\text{V}}{\text{Wm}^{-2}}$ ▪ Dependencia temperatura $\pm 2\%$ ▪ Tiempo respuesta 5 seg. ▪ Precio aprox. US \$ 1800 	<p>Piranómetro Kipp & Zonen, Mode CM 21 (Suiza)</p>  <ul style="list-style-type: none"> ▪ Rango espectral 0.285 a 2.8 μm ▪ Sensibilidad $10 \frac{\mu\text{V}}{\text{Wm}^{-2}}$ ▪ Dependencia temperatura $\pm 1.5\%$ ▪ Tiempo respuesta 5 seg. ▪ Precio aprox. US \$ 1600
---	--

Tabla 1.4: Piranómetros de segunda clase

<p>Piranómetro Kipp & Zonen, mod. CM 6B</p>  <p>Ilustración de un piranómetro Kipp & Zonen mod. CM 6B, que consiste en un sensor cilíndrico con un domo transparente en la parte superior, conectado a un cable largo que termina en tres hilos de colores (rojo, negro, verde).</p>	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Rango espectral 0.305 a 1.5 μm ▪ Sensibilidad 10 - 35 $\frac{\mu\text{V}}{\text{Wm}^{-2}}$ ▪ Dependencia temperatura $\pm 6\%$ ▪ Tiempo respuesta 10 seg. ▪ Precio aprox. US \$ 1000
--	--


Otros piranómetros usados para algunas aplicaciones son fabricados con semiconductores. Su funcionamiento particularmente es convertir la luz en corriente eléctrica, para crear una señal a partir de la radiación solar entrante. La desventaja de este tipo de piranómetros de silicio es que su sensibilidad espectral es limitada, lo que significa que simplemente no ve todo el espectro del sol, esto puede dar como resultado incertidumbre en la medición.

Tabla 1.5: Piranómetros con sensor de fotocelda

<p>Piranómetro Eppley, mod. PSP (Estados Unidos)</p>  <p>Ilustración de un piranómetro Eppley mod. PSP, que muestra un cable largo enrollado en un círculo, conectado a un pequeño sensor cilíndrico. Hay una leyenda que indica: Red +, Black -, Clear GND.</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Rango espectral 0.400 a 1.1 μm ▪ Sensibilidad 100 $\frac{\mu\text{V}}{\text{Wm}^{-2}}$ ▪ Tiempo respuesta <1 seg. ▪ Precio aprox. US \$ 500 	<p>Piranómetro Kipp & Zonen, Mode CM 21 (Suiza)</p>  <p>Ilustración de un piranómetro Kipp & Zonen Mode CM 21, que es un sensor cilíndrico con un domo transparente en la parte superior. El sensor tiene una etiqueta que dice 'Kipp & Zonen SP LITE'.</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Rango espectral 0.400 a 1.1 μm ▪ Sensibilidad 5 $\frac{\mu\text{V}}{\text{Wm}^{-2}}$ ▪ Error máximo 5%, típico 3% ▪ Tiempo respuesta 1 μs. ▪ Precio aprox. US \$ 300
---	--

Para la medir la irradiancia solar directa se utiliza un pirheliómetro. Es un instrumento de tipo telescópico con una apertura de pequeño diámetro (ver Tabla 1.6). Las superficies receptoras del pirheliómetro deben mantenerse en todo momento perpendicular a la dirección de la radiación solar. Las aperturas de este dispositivo están dispuestas de forma que sólo la radiación procedente del disco solar y de una estrecha franja anular en torno al mismo alcanzan el receptor.

Tabla 1.6: Pirheliometro CHP1 Kipp & Zonen de primera clase.

<p>Piranómetro Kipp & Zonen, mod. CM 6B</p> 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Rango espectral 200 to 4000 nm ▪ Sensibilidad 7 to 14 $\frac{\mu V}{Wm^{-2}}$ ▪ Campo de visión 5 ± 0.2 ▪ Tiempo respuesta <5 seg. ▪ Rango de temperatura oper.-40 to +80 °C ▪ Irradiancia Solar Máxima $4000 \frac{w}{2^2}$.
--	--

Para que un pirheliómetro siempre esté perpendicular a la radiación proveniente del disco solar a lo largo del día, se hace indispensable emplear un sistema de seguimiento solar (*solar tracker*), lo cual permite obtener datos de la componente DNI de la radiación solar. Para la componente DHI; es necesario cubrir la componente directa DNI por medio de una unidad de pantalla o sombreado, mientras que la componente de radiación global GHI solo necesita de un piranómetro.

La integración de radiómetros y sistemas necesarios para medir las tres componentes mencionadas anteriormente, se denomina una estación solarimétrica (ver Figura 1.2).

Adicionalmente, las estaciones solarimétricas requieren de un sistema de adquisición y almacenamiento de datos. Uno de los dispositivos comúnmente usados son los datalogger, capaces de almacenar gran cantidad de datos en tiempo real y a bajo consumo energético, con una gran compatibilidad de sistemas de comunicaciones, periféricos y software. En la Figura 1.3 se muestra un sistema de adquisición de datos.

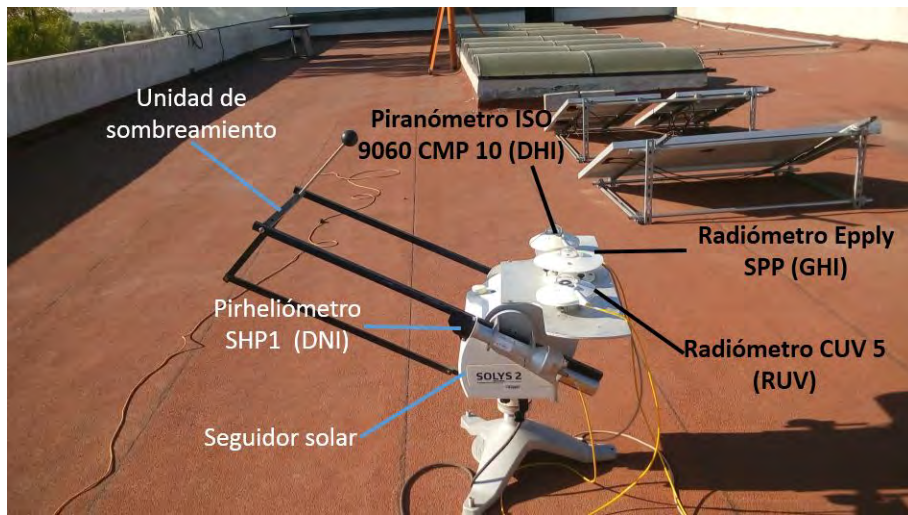


Figura 1.2: Estación solarimétrica tipo BSRN KIPP & ZONE (SOLYS) del CIO unidad Aguascalientes. Piranómetro CM10 con sistema de sombreado para medir DHI, Radiómetro EPPLY SPP para medir GHI, radiómetro CUV5 para medir (G-RUV) y Pirheliómetro CHP1 con seguimiento solar para medir DNI.

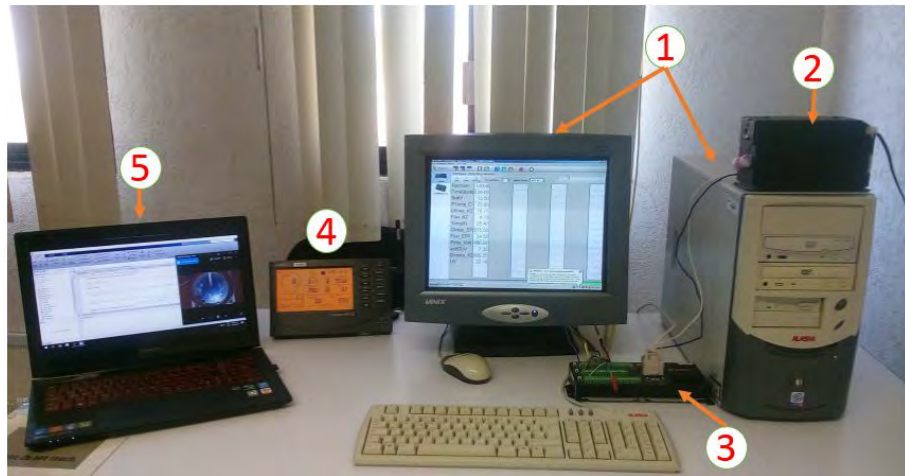


Figura 1.3: Sistema de adquisición y almacenamiento de datos; 1) ordenador para configuración de datalogger y almacenamiento de datos SOLYS, 2) batería 12 V, 3) Registrador de datos CR1000, 4) monitor estación solarimétrica, 5) ordenador para adquisición y almacenamiento de imágenes.

En la Figura 1.2. Se observa la estación solarimétrica (SOLYS) del Centro de Investigaciones en Óptica unidad Aguascalientes. Esta estación cuenta con un seguidor solar (SOLYS 2) totalmente automático, integra un GPS con certificación de calidad BSRN. El seguidor solar mantiene un pirheliómetro SHP1 perpendicular al sol en todo momento; este pirheliómetro cuenta con corrección de temperatura, tiempo de respuesta rápido mayor a 0.7 s y con un rango espectral de 200 a 4000 nm, SOLYS, también cuenta

con tres radiómetros para medir irradiancia solar, capaces de soportar cualquier tipo de condiciones climáticas; radiómetro CUV5 mide irradiancia global ultravioleta en un rango espectral de 280 a 400 nm con un tiempo de respuesta de 1 s. Piranómetro de Precisión estándar EPPLY SSP mide GHI en un rango espectral de 295 a 2800 nm con un tiempo de respuesta de 5 s. piranómetro ISO 9060 secundario estándar CMP10 para medir DHI en un rango espectral de 285 a 2800 nm, tienen un tiempo de respuesta mayor a 5 s, éste piranómetro cuenta con un sistema de sombreado y un campo de vista de 180° (*kiip & Zonen, 2017*).

La Figura 1.3. Se muestra el sistema de adquisición y almacenamiento de SOLYS y ViSoN. El sistema cuenta con un computador para la configuración del registrador de datos CR1000 y almacenamiento de las variables ambientales de las estaciones meteorológicas. El Registrador de datos controla periféricos, recoge y almacena datos siendo el sistema de cerebro con protocolos flexibles ideal para comunicaciones remotas, cuenta con 16 entradas digitales simples y 8 canales diferenciales con configuración individual, una terminal de 12 V, entre otras características (Cambell & Scientific, 2017).



Figura 1.4: Registrador de datos CR1000 Cambell Scientific.

Finalmente, se cuenta con un computador para almacenar y configurar los registros de las imágenes del sistema de visión artificial (ViSoN) y un monitor inalámbrico para la observación de variables meteorológicas de la estación.

Por último, cabe señalar que los datos registrados por el prototipo serán comparados y correlacionados con los datos almacenados por la estación solarimétrica.

1.1.2. Métodos para la evaluación del recurso solar

Diseñar, construir e implementar un sistema que involucre la transformación de la energía solar a otro tipo de energía con un rendimiento óptimo, demanda saber la cantidad de radiación que se recibirá del sol, es decir, los datos de irradiación solar son vitales en cualquier etapa de un proyecto de energía solar. Pues a partir de estos datos, se puede saber la factibilidad, viabilidad e incluso la incertidumbre del proyecto. Por esta razón, el monitoreo periódico y la predicción de la irradiancia solar son importantes para una estimación confiable de la rentabilidad de un proyecto solar (*Mandal et al., 2015*).

En la actualidad, son diversas las metodologías para anticipar valores de radiación solar a futuro con distintos horizontes de tiempo y un espacio geográfico definido. Las técnicas y tecnologías utilizadas en la predicción solar adquieren distintos nombres dependiendo del horizonte temporal en el que son identificados (*Jimenez, 2014; Diagne et al., 2013*). En la actualidad estas técnicas están en desarrollo y en la mayoría de los casos se encuentran en etapa de investigación. Por esta razón, en la literatura se pueden encontrar diversos horizontes temporales de acuerdo a cada autor. Sin embargo, existen algunas clasificaciones habituales de las técnicas de predicción. (*Zamarbide, 2014; Jimenez, 2014; Diagne et al., 2013*), clasifican estas técnicas de acuerdo a los siguientes periodos de tiempo. La técnica que predice a corto plazo, entre horizontes de tiempo de 0 y 3 horas se conoce como predicciones a muy corto plazo (**Nowcasting**). Entre 3 y 6 horas se denominan predicciones a corto plazo (**short-term forecasting**). Con espacios de tiempo de pocas horas hasta semanas se conoce como predicciones a mediano plazo (**Medium-term Forecasting o Forecasting**) y por último están las predicciones a largo plazo; estaciones o años se denominan **Long-term Forecasting**.

- **Nowcasting y short-term forecasting:** Como se mencionó anteriormente el horizonte temporal es de unas horas, aunque no hay acuerdo en su valor, generalmente se puede identificar en horizontes de 0 a 9 horas. Este tipo de predicción solar es importante para los operadores de red eléctrica puesto que se puede realizar el mantenimiento de la seguridad del sistema eléctrico. En las industrias que participan en el mercado energético estas técnicas son importantes con el objetivo de poder actuar en el mercado intra-diario y la previsión de despacho de energía. Una disminución en el error de predicción se debe también a la disminución del horizonte de predicción (*Zamarbide, 2014; Jimenez 2014; Paulescu et al., 2014; Lorenzo et al., 2015; Chu et al., 2015; Nou et al., 2015*).
- **Medium-term Forecasting:** Este tipo de predicción es útil para establecer la variación de la producción eléctrica del siguiente día, por lo cual es una de las

predicciones más importantes para poder actuar y competir en el mercado eléctrico diario. Por ejemplo: para el caso de México y España, la postulación de las ofertas para la venta en el mercado diario se cierra a las 10 Horas. (schmidt et al., 2016; Marquez y Coimbra, 2011; Vigola et al., 2007).

- **Long-term Forecasting:** Este tipo de predicción es de gran interés para programar el mantenimiento de los sistemas de generación de las centrales eléctricas. Asimismo, la predicción a largo plazo permite ofertar la cantidad de energía total que las plantas pueden vender, el precio de la electricidad, entre otras cantidades de la economía energética.

El long-term Forecasting es un instrumento de mercado que reduce el riesgo de inversión dado que puede estimar un ingreso fijo permitiendo recuperar los costos fijos y variables de la inversión realizada. (*Kleissl, 2013; Yona et al., 2013; Alanazi et al., 2016*).

De acuerdo al programa de Desarrollo del Sistema Eléctrico Nacional 2017 - 2031 (PRO-DESEN), la Prospectiva De Energía Renovables 2016 -2030 y las reglas del mercado eléctrico de México, elaborado por la secretaria de Energías (SENER), se establece que: Las ofertas para las subasta se basan en una estimación de la demanda a largo plazo para las tecnologías basadas en energías limpias, que a su vez se logrará, con la demanda real conforme de las subastas del mercado a mediano y corto plazo (*Sener y Prodesen, 2017*).

En pocas palabras, la evaluación y predicción del recurso solar no solo tiene trascendencia en el campo operativo de la planta, sino también en el campo económico. La mayor parte de los trabajos publicados se han centrado en el pronóstico a mediano y corto plazo, por la relación entre la operación y mantenimiento de la planta, así como la programación, despacho y regulación de la potencia.

1.2. Estado del arte

En esta sección se presentan diversos métodos que se han desarrollado a través de los años para obtener y pronosticar valores de irradiancia solar. En cada técnica se detallan algunas de sus principales características, su funcionamiento y forma de operar. Así como, las ventajas y desventajas que pueden presentar.

Como se ha mencionado anteriormente, las empresas de servicios públicos, los operadores de la red y los operadores del sistema de transmisión deben lidiar con la naturaleza variable del recurso solar. Dicha variabilidad requiere el uso de generadores auxiliares

en los periodos de alta variabilidad, aumentando los costos de capital y operativos de la generación solar (*Yang et al., 2014; Chow et al., 2011; Chauvin et al., 2015; Willy et al., 2014; Zamarbide, 2014; Jimenez 2014; paulescu et al., 2014; Lorenzo et al., 2015; Chu et al., 2015; Nou et al., 2015, Schmidt et al., 2016; Marquez y Coimbra, 2011; Vigola et al., 2007*). Por lo cual, la fluctuación de las fuentes de energía de los sistemas fotovoltaicos y de concentración solar se han convertido en un nuevo reto en comparación con la producción de centrales eléctricas convencionales que se pueden ajustar a los perfiles de carga esperados (*Diagne et al., 2013*).

La base para planificar las transacciones en el mercado eléctrico y programar la planta de energía son los patrones de carga pronosticada; i.e. el pronóstico para los próximos 2 días (*Lorenz et al., 2009*). Estos permiten planificar las transacciones en el mercado eléctrico y programar la planta de energía con el objetivo de equilibrar la oferta y la demanda de electricidad, asegurando un funcionamiento adecuado y confiable de la red. Mientras que los pronósticos para horizontes de tiempo más largos son de utilidad para los servicios y los operadores independientes del sistema. Por ende, el pronóstico solar es una tecnología que ayuda a mejorar la calidad de la energía entregada a la red y reduce los costos relacionados a la dependencia climática. En conclusión, para un buen funcionamiento de la planta, producción de energía eléctrica de alta calidad, regulación de la red, producción y seguimiento de carga, programación de potencia, se requieren de predicciones solares precisas o información de pronósticos confiables en diferentes horizontes de tiempo (*Lew et al., 2013*).

Los sistemas de predicciones confiables, robustos y de alta fidelidad que se desempeñan de forma muy precisa para microclimas son escasos. La complejidad radica en el efecto no lineal y caótico del movimiento de las nubes sobre la radiación solar en la superficie terrestre. Aún así, distintos enfoques prometedores se han desarrollado en los últimos años, particularmente en los campos de la meteorología e instrumentación solar en la búsqueda de mejores técnicas, métodos o modelos predictivos del recurso solar. (*Diagne et al., 2013*) categoriza los modelos de acuerdo a los datos de entrada utilizados, los cuales determinan el horizonte de pronóstico y divide estos modelos en dos grupos principales: Los modelos numéricos de clima (NWP, *numerical wather prediction* por sus siglas en ingles) y los modelos Físico-Estadísticos. Los modelos NWP se basan en la reproducción del fenómeno climático. Los modelos estadísticos se basan en el análisis de datos históricos, incluye métodos de serie temporales, modelos basados en imágenes de satélites, modelos basados en imágenes de cielo, modelos basados en redes neuronales artificiales (ANN, *artificial neuronal network* por sus siglas en ingles), etc.

A continuación se describen algunas de las características de los métodos más prometedores y usados en el panorama de la predicción de la irradiancia solar. Primero se

presentan los enfoques estadísticos. Luego, se revisan los métodos NWP y finalmente se presentan los modelos basados en satélite y las técnicas de imágenes del cielo.

1.2.1. Modelos estadísticos

Son métodos de predicción basados en datos históricos de irradiancia solar, se pueden agrupar en dos importantes categorías: en métodos estadísticos y métodos de aprendizaje. El Promedio móvil automático regresivo integrado (ARIMA - Auto Regressive Integrated Moving Averages), suavizado exponencial y regresiones múltiples son ejemplos de métodos estadísticos. Por otro lado, los métodos de Inteligencia Artificial (Artificial intelligence) incluyen redes neuronales, algoritmos genéticos, aprendizaje autónomo, entre otros (Diagne et al., 2013).

Métodos estadísticos

Durante varias décadas, se han utilizado con éxito en la predicción solar series de datos del estado del clima o de variables meteorológicas, estas series de observaciones que describen un fenómeno físico cambiante con el tiempo se pueden clasificar en dos categorías principales; lineales y no lineales.

Métodos lineales

Antes de las técnicas estocásticas, los modelos de radiación solar se centraban en la extrapolación de datos a partir de promedios a largo plazo y valores de estado estacionarios, dando como resultado modelos esencialmente estáticos que describían solo cambios estacionales y diurnos. Por ejemplo (Lund, 1968) correlacionó nueve años de datos diarios de radiación tomados en Blue Hill, Massachusetts, con observaciones de coberturas de nieve, viento, sol, cielo, presión y precipitación para encontrar una combinación lineal de parámetros para estimar GHI.

Este tipo de metodologías tuvo sus inicios a comienzo del siglo pasado, particularmente en la década de los 20. Cuando se establecieron dos nuevos enfoques de análisis de series temporales estacionarias por Udney Yule. Yule propuso dos nuevos enfoques para analizar las series de tiempo denominadas *Moving Averages (MA)* y *Linear Auto-Regression (AR)* (Yule, 1927). A partir de las series mencionadas anteriormente y la integración de teorías económicas (Wold, 1930; Box, 1960; Jenkins, 2008) propusieron las series de tiempo más populares conocidas como: *Auto Regressive Moving Average (ARMA)* para el análisis estacionario de series tiempo y *Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA)* para análisis no estacionarios. La Figura 1.5 Muestra las gráficas para (a) una

serie de datos estacionarios, (b) no estacionarios y (c) datos de GHI a una resolución de 5 minutos.

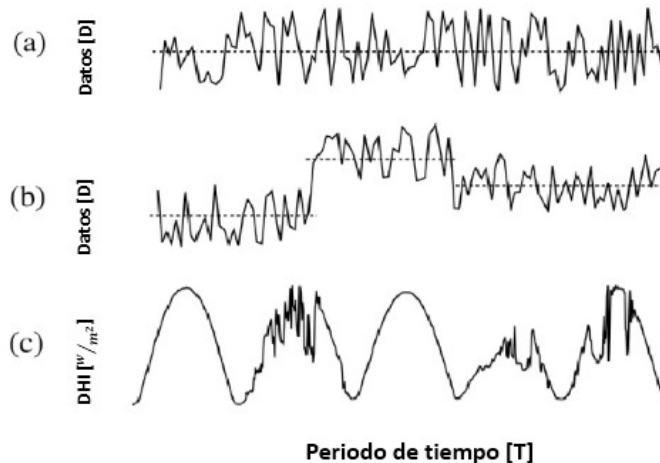


Figura 1.5: a) Serie temporales estacionarias fluctuando en un nivel estacionario, b) serie temporal mostrando el comportamiento no estacionario en el nivel local, datos de GHI a una resolución de 5 min mostrando el comportamiento no estacionario en el nivel local.

Otro trabajo que usa métodos estadísticos lineales es el de (Trapero, 2015). En él se propone un modelo de regresión Armónica Dinámica univariante (*univariate Dynamic Harmonic Regression model*) con horizonte temporal de 1 a 24 horas. Este método proporciona un procesamiento rápido y automático de estimación e identificación en el dominio de la frecuencia para series de tiempo de una hora agregada para GHI y DNI. Los resultados obtenidos del pronóstico se comparan con datos de irradiancia solar de estaciones meteorológicas situadas en España, reduciendo el error cuadrático medio un 30 % y 47 % para GHI y DNI respectivamente, para horizontes de pronóstico de 24 horas en adelante. Además de los modelos IRMA, ARIMA y de regresión. En algunas ocasiones y dependiendo de la necesidad requerida se utilizan modelos lineales como: persistencia, procesado o con entrada de datos, técnicas ARIMA y CARDS. Sin embargo, este tipo de modelos, ya sean gráficos o matemáticos, ignoraron los patrones dependientes del tiempo a corto plazo de los datos de radiación solar causando cambios que varían en orden de tiempo de segundos a días las cuales son causa del cambio de las condiciones climáticas locales. Otro error de los modelos estadísticos lineales es el uso de los métodos de regresión comunes para el desarrollo matemático, la teoría estadística asume que la irradiancia solar cambia de forma independiente del clima. No obstante, la variación debido a situaciones climáticas locales forman serie de datos fuertemente dependientes de este (Goswami, 2000). En fin, cualquier modelo de pronóstico que ignore las características estocásticas a corto plazo de los datos de radiación solar es

claramente deficiente.

Métodos no lineales

Los sistemas de inteligencia artificial (*AI-Artificial Intelligence*) surgen de la idea de que las máquinas podrían usarse para simular el procesos de tomas de decisiones y el proceso de pensamiento humano. Solo hasta finales del siglo pasado, el interés por investigación sobre técnicas de inteligencia artificial en diversas aplicaciones que incluyen clasificación y reconocimiento de patrones, compresión de datos, optimización, control, entre otros (*Mellit y Kalogirou, 2008*). Unos de los modelos más utilizados en el pronóstico de radiación solar son los ANN, *Wavelet Neural Network* (WNN), los modelos de series clásicas de comparación y los *k-nearest neighbors* (*k-NN*).

Los sistemas de inteligencia artificial surgen de la idea de que las máquinas podrían usarse para simular el procesos de toma de decisiones y el proceso de pensamiento humano. Solo hasta finales del siglo pasado, los métodos de inteligencia artificial no solo se utilizaron para la predicción sino también para una amplia gama de investigación sobre técnicas de aprendizaje e inteligencia en diversas aplicaciones que incluyen clasificación y reconocimiento de patrones, compresión de datos, optimización, control, entre otros (*Mellit y Kalogirou, 2008*). Las características de esas técnicas junto con unos de los modelos más utilizados mencionados en el párrafo anterior, han sido usadas para establecer metodologías para el pronóstico de la radiación solar.

Como una alternativa además de los enfoques convencionales, los ANN se han aplicado de manera satisfactoria en la estimación de la irradiancia solar. La estructura de Perceptron Multicapa (*MLP – Multilayer Perceptron*) es la red neuronal más común (*Diagne et al., 2013*). Su estructura consiste en una capa de entrada, una o varias capas ocultas y una capa de salida. En la Figura 1.6 se muestra un ejemplo de una ANN, en donde x corresponde a la capa de entrada, mientras que y es el vector generado por la capa de salida. La o las capas ocultas se caracterizan por varias unidades no lineales (neuronas) que suelen ser funciones tangentes hiperbólicas. Los parámetros del modelo ANN están dados por los llamados pesos y sesgos que conectan las capas entre ellos. Indicados por el vector de parámetros w , que rigen el mapeo no lineal.

Otro trabajo que predice la radiación solar pero con un método no lineal ANN es el elaborado por (Mellit y Pavan, 2010). Suponen que la irradiancia solar se presenta como una serie temporal y predecir sus valores es muy complejo, más cuando no se cuenta con ningún modelo subyacente para generar datos. Ellos argumentan que se puede desarrollar investigaciones y modelos basados ANN, *Fuzzy Logic* (FL) y sistemas híbridos como ANFIS, ANN-*Wavelet* y ANN-GA. Los cuales los clasifican en tres tipos

diferentes:

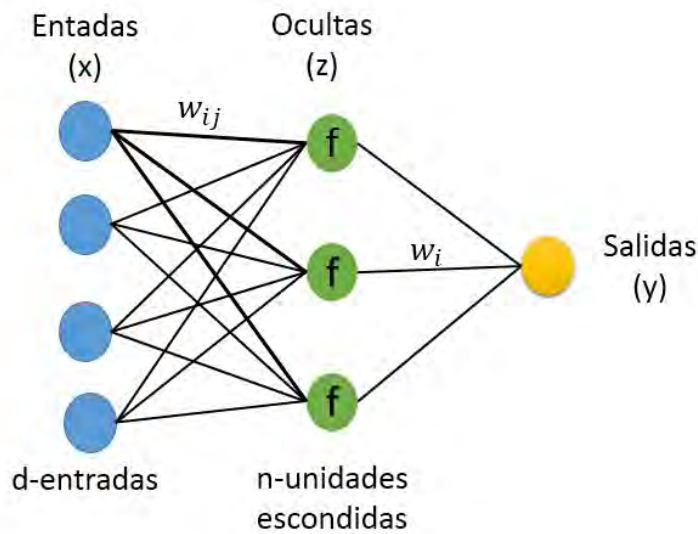


Figura 1.6: Esquema de una ANN tipo MLP con entradas h y salidas y y n capas escondidas.

El primero estima la irradiancia solar en diferentes resoluciones temporales, tomando como base algunos parámetros meteorológicos, temperatura (T), Humedad relativa (HR), Rapidez del viento (RV), Dirección del viento (DV), Nubosidad (Nu), duración de la luz solar (S), índice de claridad (k_{cs}), presión (P), etc. También el modelo requiere la latitud y longitud del lugar. Visto desde una representación matemática.

$$y = f(T, HR, RV, DV, Nu, S, k_{cs}, P, Long, Lat) \quad (1.2)$$

Los MLP, la red de función de base radial (*Radial Basis Function*) y la lógica difusa, pueden resolver el problema para hallar la función que permite encontrar la relación entre los datos de entrada y los datos de salida.

Al igual que el primero, el segundo enfoque predice la futura irradiancia solar en distintas resoluciones temporales, pero sobre datos observados en el pasado.

$$y_{(i+p)} = f(y_{(i+p-1)}, y_{(i+p-2)}, \dots, y_i) \quad (1.3)$$

El inconveniente de este método es encontrar la relación entre los datos de entrada y de salida para predecir los datos futuros en el momento ($t + p$) en función de los datos ($t + p1, t + p2, \dots, t$). Para este caso el modelo de redes neuronales recurrente (*Recurrent Neural Networks*), *wavelet networks* y *wavelet-networks-fuzzy* son los más adecuados.

El último método es una combinación de los dos métodos explicados anteriormente, de manera matemática se expresa como:

$$y_{(i+p)} = f(y_{(i+p-1)}, y_{(i+p-2)}, \dots, y_i, T, HR, RV, DV, Nu, S, k_{cs}, P, Long, Lat) \quad (1.4)$$

Los parámetros de entrada son los datos de irradiancia solar observados en el pasado en los tiempos a predecir en la debida resolución que se quiera ($t + p - 1, t + p - 2, \dots, t$) y los parámetros meteorológicos observados se deben analizar para que al escoger entre las diferentes arquitecturas ANN y ANFIS se aplique la arquitectura mas adecuada.

Los tres enfoque mencionados anteriormente pronostican irradiancia solar en un paso por hora, día por día; conociendo el valor de $y(t)$ ya sea para una hora o día es factible conocer el $y(t + 1)$ con bastante precisión.

El trabajo realizado por (Mellit y Pavan, 2010) presenta un método MLP para pronosticar irradiancia solar para las 24 horas siguientes utilizando datos actuales de irradiancia solar media y temperatura del aire en una localidad de Italia. Se recolectó una base de datos de aproximadamente 14 meses entre los años 2008, 2009 y 2010. Los resultados indican que los coeficientes de correlación para días soleados oscilan entre el 98 % y 99 % mientras que para días nublados están entre 94 % y 96 %. La Figura 1.7, muestra una los resultados obtenidos para cuatro días soleados que corresponden a 14 horas diarias (desde las 6:00 am-8:00 pm) de potencia medida en la planta y la potencia pronosticada para cada periodo de tiempo (P_{pv}).

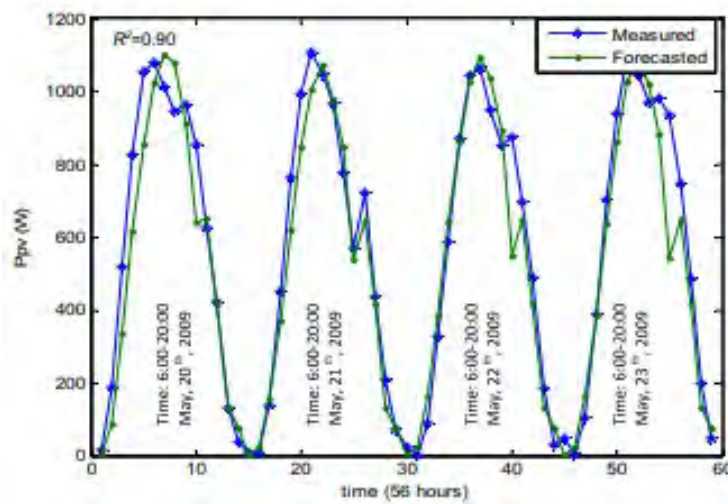


Figura 1.7: Comparación entre la potencia pronosticada P_{pv} y la producida por la planta durante 4 días soleados (Horas totales 56, 6.00 a.m.-8.00 p.m.) (Mellit y Pavan, 2010).

La mayoría de estos métodos no pueden predecir varias horas o valores promedio diarios de irradiancia solar, se puede lograr pronosticar más de 1 h por adelantado, pero necesitan varios parámetros meteorológicos.

1.2.2. NWP

Los modelos NWP son usados con bastante frecuencia para pronosticar el estado de la atmósfera hasta 15 días después. Este desarrollo temporal que da cuenta del estado de la atmósfera se rige por las ecuaciones diferenciales básicas que describen las leyes de la física que rigen el clima.

Los NWP proporcionan una alternativa más a una red de monitoreo basada en tierra a escala regional o global. En la primera etapa se aplica un modelo global para saber el estado futuro de la atmósfera, este calculo se realiza mediante un modelo NWP global. Usualmente los modelos globales se encuentran en operación en diversos servicios meteorológicos como: el Sistema de Pronóstico Global (*GFS – Global Forecast System*) de los Estados Unidos (NOAA,2017), la Administración Nacional y el Centro Europeo de Pronósticos Meteorológicos de Medio Alcance (*ECMWF – European Centre for Medium-Range Weather Forecasts*) en Inglaterra (*ECMWF, 2017*). Estos modelos carecen de alta resolución impidiendo detallar características a escala pequeña. El rango de resolución está en 15 a 50 km (*Diagne et al., 2013*). En la segunda etapa, se aplican varios conceptos para tener en cuenta los efectos locales y alcanzar pronósticos más precisos y específicos de un lugar característico conocidos como modelos mesoescala. Los cuales, tiene una resolución más alta.

En los últimos años, las investigaciones y metodologías han buscado la manera de predecir de forma precisas la extensión de los campos nubosos, dando como resultado modelos NWP con resoluciones del orden de 1 a 20 Km (ver Tabla 1.7. (*Inman et al., 2013*)). Que aún son muy bajas para resolver el problema la detección de los campos nubosos.

Tabla 1.7: Comparación entre diversos NWP (*Inman et al., 2013*).

Author	Resolución	Capas	Periodo de actualización	Horizonte de tiempo	Intervalo de tiempo
GFS	28 Km	64	6H	180 h	6h
–	–	–	–	384 h	12 h
RUC/RAP	13 Km	50	1 h	18 h	1 h
NAM	12 Km	60	6 h	96 h	6 h
HRRR	3 Km	50	1 h	15 h	15 min

Las variables atmosféricas suelen ser ecuaciones dinámicas. La resolución temporal de los cálculos internos suelen ser mayores que las variables de salida en los modelos NWP. Las variables de salida para modelos regionales son de 1 h y de 3 a 6 h para modelos globales. El tiempo interno para modelos 30 s para cálculos sencillos y medianamente resueltos con modelos mesoescala y 10 min para modelos globales NWP.

Las resoluciones temporales y espaciales de los modelos NWP, dificultan a nivel micro escala, resolver la física que está asociada con la formación de nubes. De tal modo, la inexactitud de predicción de nubes se encuentra entre las mayores fuentes de error en un pronóstico solar basado en NWP. Lo cual es intrínsecamente problemático para los pronósticos solares.

1.2.3. Imágenes de Nubes y Modelos basados en satélites

Uno de los problemas y mayores desafíos en el pronóstico de la irradiancia solar a nivel de la superficie es la cobertura y profundidad óptica de las nubes debido a su alta variabilidad en el espacio y tiempo. Por lo tanto la ubicación y movimiento de las nubes se convierten en una tarea esencial en los modelos de predicción de la irradiancia solar, principalmente para horizontes temporales de corto y mediano plazo.

Los métodos que usan imágenes tierra-cielo y los satélites son los más utilizados para determinar la irradiancia en una región específica. Es decir, estos métodos se usan para determinar la irradiancia solar local. Estos métodos se basan en establecer las estructuras de las nubes detectadas con anterioridad (*Kleissl, 2013*).

Mediante el procesamiento de imágenes tierra-cielo o cielo-tierra (imágenes satelitales) se puede detectar, caracterizar y estimar el vector de movimiento de las nubes para predecir las componentes GHI, DNI y DHI de irradiancia solar, con pronósticos de hasta 6 horas de antelación. (*Lorenz et al., 2012*), usa dos modelos de serie de datos (NWP) e imágenes de satélite y del cielo para detectar el movimiento de las nubes utilizando campos vectoriales, para la predicción de irradiancia solar con horizonte de tiempo a corto plazo (4 horas por delante). Con un algoritmo (Heliosat) de detección y movimiento de nubes basado en las imágenes del satélite Meteosat de segunda generación. Cada imagen se procesa en el canal visible con una resolución temporal de 15 minutos en una región de Alemania. La detección y movimiento de nubes se determina mediante la identificación de áreas coincidentes de dos imágenes consecutivas y aplicadas a una imagen actual para predecir el movimiento de la nube y la irradiancia durante las próximas horas. La predicción se evalúa con 290 estaciones meteorológicas con resoluciones temporales de una hora. Demostrando que el pronóstico del modelo de predicción combinado es significativamente mejor que los pronósticos de sistemas

numéricos de predicción meteorológica. (*Perez et al., 2010*), investigaron y compararon varios métodos para derivar campos de vectores de movimiento a partir de datos de Meteosat y los aplicaron para pronosticar la irradiancia solar hasta algunas horas más adelante. Utilizando un enfoque similar al de (*Lorenz et al., 2012*).

(*Hammer et al., 1999*), argumenta que los datos adquiridos por los satélites suministran información sobre la nubosidad, el principal parámetro atmosférico para la irradiancia solar a nivel del suelo. Él utiliza imágenes de satélite para detectar el movimiento de estructuras nubes a partir de un método estadísticos. Predice la radiación solar en resoluciones de tiempo de 30 minutos hasta 2 horas extrapolando el desarrollo temporal de la situación de la nube. Los campos del vector de movimiento se aplican en una imagen dada para predecir la situación de la nube y la irradiancia para el próximo paso del tiempo (Ver Figura 1.8).

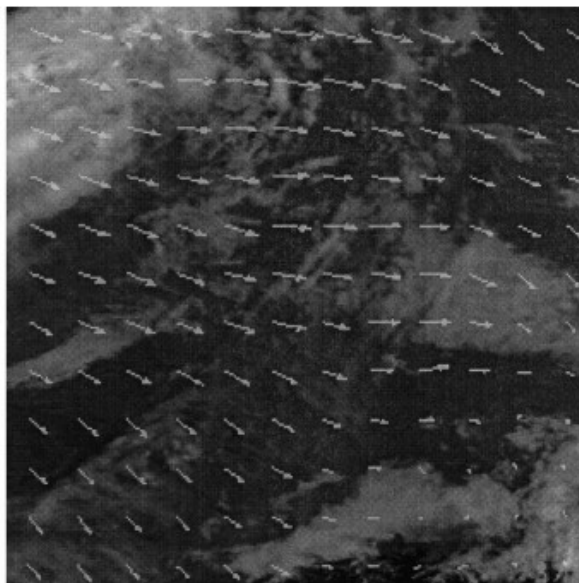


Figura 1.8: Vectores de movimiento detectados a partir de dos imágenes consecutivas (256x256 píxeles) (*Hammer et al., 1999*).

Los resultados de este trabajo muestran que el error de pronóstico con campos de vectores en movimiento para los valores de tiempo de una primera serie fue del 18 % en comparación con el error de persistencia media que fue del 25 %. Para la segunda serie de tiempo se obtuvo un error del 19 % en comparación con un 27 % al de persistencia.

Por otro lado, (*Chow et al., 2011*), elaboró un sistema para tomar fotos tierra-cielo con un espejo esférico y una cámara, usando una técnica de sombreamiento de la nube para pocos kilómetros en un horizonte temporal menor a una hora. Esta técnica permite

obtener la cobertura del cielo, movimiento de la nube, sombra de la nube, pronóstico de la ubicación de la nube y la irradiancia solar.

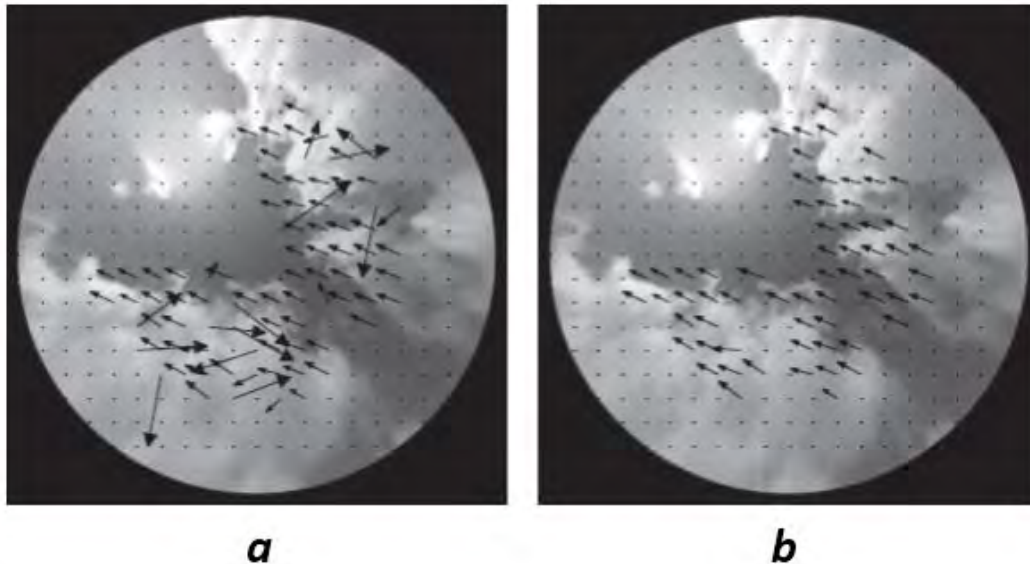


Figura 1.9: Procedimientos para obtener un campo vectorial de movimiento en una imagen del cielo en coordenadas del cielo el 4 de marzo, 10:21:30 PST. (a) Campo vectorial resultante del método de correlación cruzada después de eliminar los vectores con una correlación de menos de 0,8 y (b) después de eliminar los valores atípicos. La velocidad promedio de la nube fue 4.0 m/s (Chow et al., 2011).

Las imágenes obtenidas se procesaron para cuatro días parcialmente nublados y los resultados obtenidos de para la componente GHI son comparados con los datos de 6 estaciones de piranómetros terrestres esparcidos en un área de en la ciudad de San Diego, California, USA (ver Figura 1.9). Los resultados de la predicción de la componente GHI se muestran en la Figura 1.10, el día 4 de octubre del 2010. El autor no hace referencia al error de las mediciones entre los datos de las estaciones y la medida por el método solo menciona un error gráfico que se puede observar en la Figura 1.10

Los satélites y las imágenes del cielo basadas en tierra con su alta resolución temporal y espacial ofrecen el potencial para derivar la información requerida sobre el movimiento de la nube. Sin embargo, en los casos de baja elevación del sol, las altas variaciones espaciales y condiciones de baja irradiancia hacen que el error aumente considerablemente.

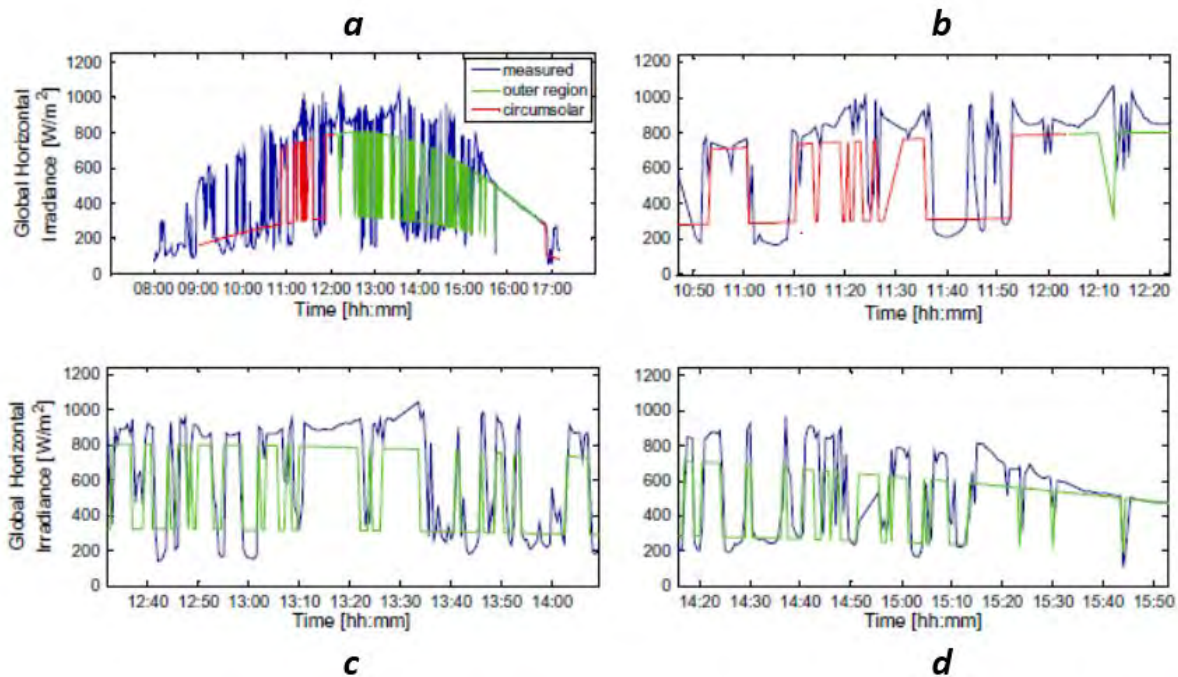


Figura 1.10: Componente GHI medido (azul) en la estación MOCC para el 4 de octubre. El mapa de sombra TSI (rojo, Figura. 1.10a) y exterior (verde). Predicción de TSI después de 11:00 PST (b-d) coinciden con las tendencias en los datos medidos.

En la Tabla 1.8. Se presenta una recolección de investigaciones para el pronóstico de irradiancia solar elaborada por (Inman et al., 2013). En ella se muestra varios de los métodos descritos anteriormente, la metodología desarrollada, la o las componentes de irradiancia solar pronosticada y el horizonte de tiempo pronosticado.

Tabla 1.8: Resumen de trabajos sobre la predicción de la irradiación solar, la producción de energía fotovoltaica y la nubosidad (Inman et al., 2013).

Autor	Año	Variable pronosticada	Hora pronosticada	Método	Variabes exógenas	Datos
Bacher et al.	2009	Potencia fotovoltaica por hora	Fuera de 36 h	AR, ARX, RX (Modelos regresivos sin variables endógenas) y normalización clara	predijo GHI (HIRLAM NWP a mesoescala desde el instituto Meteorológico de Danish)	datos de PV de 1 año cada 15-min desde 21 sistemas de techo.

Autor	Año	Variable pronosticada	Hora pronosticada	Método	Variables exógenas	Datos
Perez et al.	2010	GHI por hora	1 a 6 h, 1 a 7 días	Ajuste empírico entre la cobertura del cielo y el GHI medido	Pronósticos de cobertura de nubes	Datos de GHI de un año cada hora desde la redSURFRAD, USA
Martin et al.	2010	Mitad de los valores diarios de GHI	fuera de 3 días	<i>AR, ANNs and fuzzy logic</i>	—	Varios años de GHI por hora del Servicio Meteorológico Nacional de España, España
Mellit et al.	2010	cada hora GHI, DNI y DHI	1 h	modelos ANNs y AR (con parámetros que son combinaciones no lineales de variables exógenas)	Duración del brillo solar, temperatura, humedad	datos de GHI de 5 años cada 5 min en Jeddah, Saudi Arabia
Paoli et al.	2010	Cada hora GHI	1 día	kNN, ANNs, AR, Markov chains, Bayesian inferencia y normalización clara del cielo	—	19 años de GHI cada hora desde Ajaccio, France
Mathiesen and Kleissl	2011	cada hora GHI	1 h a 1 día	NWP (NAM, GFS, y ECMWF) y corrección de sesgo	—	GHI cada hora desde la red SURFRAD, USA

Autor	Año	Variable pronosticada	Hora pronosticada	Método	Variables exógenas	Datos
Chow et al.	2011	Covertura de nubes y GHI	30 s a 5 min	Advección del mapa de nubes 2D; movimiento de la nube generado a partir de la correlación cruzada de la imagen; GHI obtenido de la relación empírica con la capa de nubes	—	bastantes días GHI cada 1 s y 30 s, imágenes del cielo en San Diego, USA
Ji and Chee	2011	GHI cada hora	1 h	Hibrido (ANN and ARMA) y una normalización clara del cielo	—	1 año de datos cada 10 min desde Nanyang, Singapore
Voyant et al.	2011	GHI cada hora	1 día	ANN, AR, ARIMA; Normalización de cielo claro	Presión, nubosidad, humedad, velocidad del viento, etc.	9 años de 30 min datos del la organización meteorológica de Francia en Corsica, Francia
Lorenz et al.	2011	potencia de PV cada hora	fuera de 2 días	ECMWF y post-procesamiento para pronosticar GHI; modelos físicos explícitos para convertir GHI en energía fotovoltaica	GHI	10 meses de datos de potencia PV regionales por hora, Alemania.

Autor	Año	Variable pronosticada	Hora pronosticada	Método	Variables exógenas	Datos
Pelland et al.	2011	GHI y potencia PV cada hora	Fuera de 2 días	GEM de Canadá y post-procesamiento para pronosticar GHI; modelos físicos explícitos para convertir GHI en energía fotovoltaica	Temperatura	2 años de datos: GHI obtenida desde 10 estaciones terrestres de Norte-America, y potencia fotovoltaica desde 3 sistemas PV localizados en Canada
Capizzi et al.	2012	GHI cada hora	1 día	Wavelet redes neuronales recurrentes	velocidad del viento, humedad y temperatura	1 año de GHI y datos meteorológicos en Catania, Italia.
Chow et al.	2012	10 min potencia PV	10 y 20 min	ANN	geometría solar, temperatura, irradiancia	2 semanas of datos de PV cada 10 min y datos meteorológicos cada hora para Hong Kong, China
Yap and Karri	2012	Mensualmente GHI	10 minutos	Regresión Lineal, Angstrom- Prescott-Page y ANNs	Temperatura, Precipitación, evaporación, Horas de brillo solar	12 años de GHI cada hora y datos meteorológicos para Darwin, Australia

Autor	Año	Variable pronosticada	Hora pronosticada	Método	Variables exógenas	Datos
Lara-Fanego et al.	2012	GHI y DNI cada hora	1, 2 y 3 días	GHI: directa desde el modelo WRF; DNI: fuera del modelo WRF	—	2 años de datos GHI diariamente desde 4 estaciones de tierra, España
Mandal et al.	2012	Potencia PV cada hora	1 h	ANN y descomposición wavelet	GHI, temperatura	1 año of datos de GHI cada hora, temperatura y potencia PV desde Oregon, USA
Yang et al.	2012	GHI cada hora	1 h	ARIMA y descomposición estacional	DNI, DHI, índices de coverturas de nubes	NREL's tres años típicos meteorológicos (TMY3) para Orland y Miami, USA
Pedro and Coimbra	2012	Potencia PV para cada hora	1 y 2 h	ARIMA, ANNs, kNN, Cielo claro	—	1 año de datos potencias PV desde una granja solar 1 MW en Merced, USA

Autor	Año	Variable pronosticada	Hora pronosticada	Método	Variables exógenas	Datos
Marquez and Coimbra	2013	1 min DNI	3-15 min	Advección del mapa de nubes 2D; movimiento generado por la nube PIV; DNI obtenido de la relación empírica con la capa de nubes	cubrimiento de nubes	Demasiados días de imágenes de cielo para DNI cada 1 min y 20 s. para Merced, USA
Bosch et al.	2013	Velocidad de la nube	—	Etimación de la rapidez de la nube usando medidas de 8 sensores de GHI	GHI	Demasiados días de datos de GHI para frecuencia muy alta para San Diego, USA

1.2.4. Investigaciones en Horizontes de tiempo cortó (Nowcasting)

Como se mencionó anteriormente, la energía solar a nivel de suelo exhibe una fluctuación en el espacio y el tiempo. Esta variación se debe principalmente al movimiento aleatorio de las nubes presentes en el cielo, causando grandes variaciones en la potencia de salida de las planta fotovoltaicas. Algunos autores consideran que la calidad de la predicción de potencia de salida de la plantas PV sigue de cerca la precisión de la previsión solar, particularmente a corto plazo. A continuación, se presenta un breve resumen de algunos trabajos de investigación que utilizan imágenes tierra-cielo para el pronóstico de radiación solar a corto plazo.

(*Yang et al., 2013*) realiza un pronóstico de GHI con imágenes de tierra-cielo tomadas en la universidad de San Diego, California. El grupo de investigación, evalúa el desempeño del procesamiento de las imágenes para 31 días consecutivos. Las fotografías del cielo son tomadas cada 30 s y procesadas para obtener cobertura de nubes, profundidad óptica, y la velocidad media del campo. Los datos fueron comparados con 11 piranómetros de alta calidad distribuidos en la universidad que proporcionan valores de GHI cada segundo.

Los resultados obtenidos del trabajo arrojaron que los pronósticos de la irradiancia de imágenes del cielo se comportan igual o mejor que los pronósticos de persistencia del índice de cielo despejado en 4 de 24 días para horizontes temporales de 5 minutos, 8 de 23 días para el pronóstico de 23 10 minutos y 11 de 23 días para el pronóstico de 15 minutos. El error RMSE para noviembre es de 20 % y 22.9 % para pronósticos de tiempo de 5 a 10 min.

Se desarrolla un nuevo enfoque de segmentación de las imágenes basado en umbrales RGB y su diferencia en los canales B-R para definir con respecto a zonas específicas: Disco solar, horizonte de cielo y una zona principal (Figura 1.11).

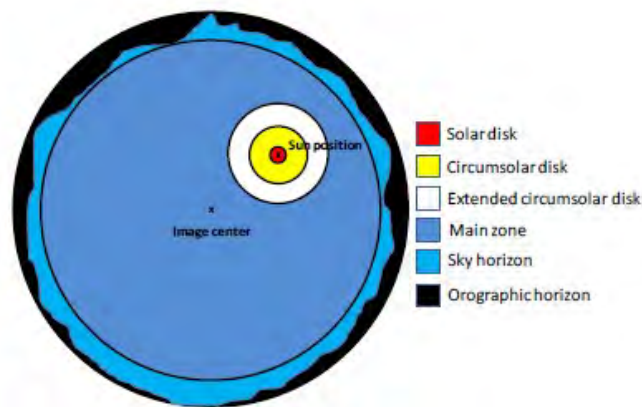


Figura 1.11: Definición de zonas correspondientes a diferentes condiciones de umbral para la segmentación propuesta (Gauchet et al., 2012).

Los resultados obtenidos de la metodología propuesta se resumen en la Tabla 1.9. Para un pronóstico de tiempo de 5 min.

Tabla 1.9: Comparación entre irradiancias estimadas y medidas de 5 minutos GHI, DHI, BHI y BNI para el mes de enero de 2011.

	MREF $\frac{W}{m^2}$	MBE(%)	RMSE(%)	CC
GHI	566	0	17	0.959
DHI	223	-6	32	0.915
BHi	450	1	22	0.950
BNI	588	1	21	0.963

Otra investigación realizada por (Marque y Coimbra, 2013), desarrollan una metodología con imágenes de cielo para medir DNI a corto plazo a nivel de la superficie, ellos realizan promedios de medidas de un minuto para obtener predicciones de tiempo entre 3 a 15 minutos utilizando imágenes de cielo capturadas por un instrumento TSI-880 de

Yankee Environmental Systems en la estación del observatorio solar de la Universidad de Merced California. Este dispositivo se compone de un espejo hemisférico giratorio sobre una cámara CCD que apunta hacia abajo, el espejo contiene una banda giratoria para proteger el sensor del reflejo directo de la luz del sol. Los algoritmos desarrollados producen imágenes procesadas con píxeles que representan nubes claras, delgadas y opacas. El pronóstico se desarrolló para cuatro días, 1 y 5 de junio, 5 de octubre y 4 de noviembre de 2011. Los datos de pronóstico obtenidos fueron comparados con el rendimiento de modelos de persistencia (Figura 1.12).

Por último, cabe señalar que no solo se usan las imágenes tierra-cielo para la detección de nubes y predicción solar directamente de ellas. (*Kurt y Kleissl, 2016*) presentan un algoritmo que puede medir el brillo del cielo en un rango dinámico superior al normal de la cámara. El rango dinámico extendido en la mayor parte del cielo se logra con múltiples exposiciones e imágenes de Alto Rango Dinámico (HDR). Los autores presentan un sistema de descrito (*Urquhart et al., 2015*), para medir DHI y DNI en función del flujo de fotones incidentes en el sensor de la cámara. Los resultados fueron validados con sensor de referencia LI-COR LI-200 ubicado aproximadamente 10 m de la cámara y un piranómetro de Delta-T SPN1 a 1.25 km de la cámara. Las imágenes de USI para este estudio se capturaron cada 30 s durante el día, comenzando el 18 de agosto de 2014 y finalizando el 17 de agosto de 2015.

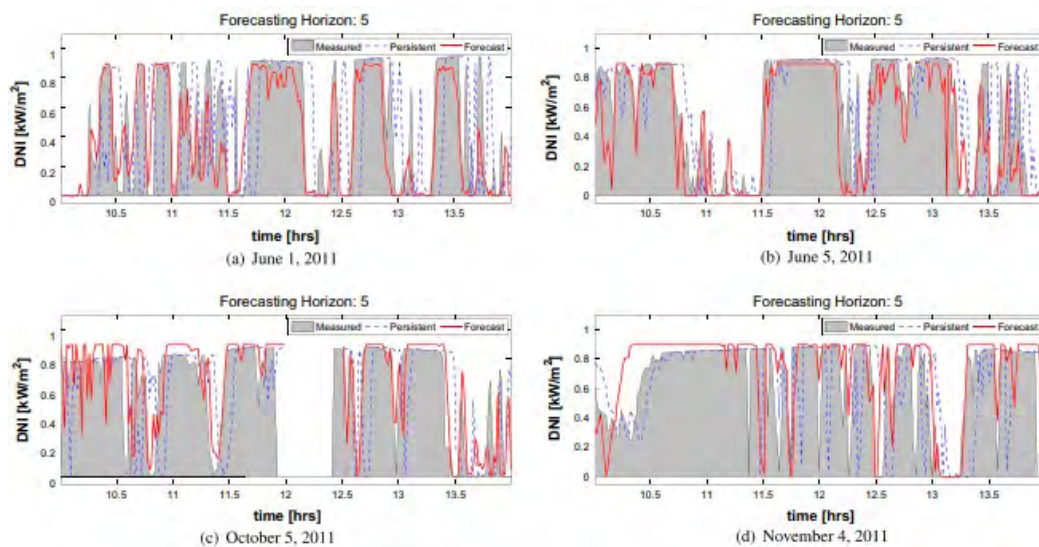


Figura 1.12: Predicción de 5 minutos de los valores de DNI promediados de 1 minuto para los 4 días evaluados. La serie de tiempo varía de 10:00 a 14:00 PDT (*Marque y Coimbra, 2013*).

Los autores muestran el error RMSE gráficamente del pronóstico de los cuatro días para los datos obtenidos con el sistema TSI y con persistencia.

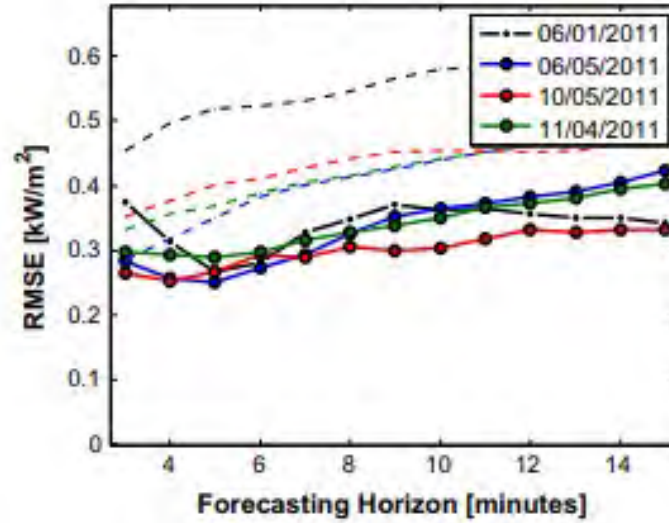


Figura 1.13: *RMSE y horizontes de pronóstico. Las líneas en negrita con marcadores denotan el mejor RMSE pronosticado para el horizonte de pronóstico y las líneas finas discontinuas indican los RMSE persistentes. El horizonte de pronóstico óptimo se encuentra consistentemente alrededor de la marca de 5 minutos por delante (Marque y Coimbra, 2013).*

El RMSE reportado para la GHI para un conjunto de datos de un año se encuentra en el rango del 9-11 % y del 6-9 % para datos promediados por hora en comparación con un piranómetro de estado sólido. Además, las mediciones de DNI para cielos despejados durante un período de cinco meses se validaron con un sensor SPN1 que no está ubicado en el mismo lugar, con un RMSE del 8 %.

Finalmente la tabla 1.10. Se presenta un resumen de las técnicas usadas, posibles dificultades y el error RMSE si se ha reportado en cada trabajo.

Tabla 1.10: Resumen de investigaciones de Horizonte de tiempo corto con imágenes tierra-cielo.

Autor	Técnica	Dificultades	%RMSE[%]
(Chow et al., 2011)	Imágenes tierra –cielo capturadas cada 30 s mediante espejo esférico y cámara apuntando hacia abajo. Mediante un factor de cielo despejado y caracterización de nubes se hallaron valores de GHI.	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Deformación y evaporación de las nubes ▪ Oclusión de la nube. ▪ Velocidad heterogénea de la nube 	Error gráfico.
(Yang et al., 2013)	Imágenes tierra cielo capturadas mediante un espejo esférico cada 30 s en la USI San Diego. El procesamiento y ubicación de las características de la nube y un factor de cielo claro se usan para calcular GHI.	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Altura solar ▪ Nubes estacionarias aparecen y se evaporan repentinamente ▪ Oclusión de nubes (sobredimensionamiento) 	GHI 20% y 22% para horizontes de tiempo 5 - 10 min respectivamente.
(Gauchet et al., 2012)	Imágenes capturadas con una cámara de ojo de pez para procesar imágenes y obtener GHI, DHI, DNI.	NA	5 min. DNI: 21%, GHI: 17% y DNI: 32%. 1 hora. DNI: 13%, GHI: 8%, DHI: 23%

Autor	Técnica	Dificultades	%RMSE[%]
(Marque y Coimbra, 2013)	Imágenes tierra-cielo capturadas con un espejo esférico con cámara con sistema de seguimiento y sombreado del reflejo del sol.	<ul style="list-style-type: none"> ■ Alta frecuencia de fluctuación ■ Identificación de nube ■ Nubes multicapa en diferentes direcciones ■ Nubes con gran cantidad de deslumbramiento 	NA
(Kurt y Kleissl, 2016)	Imágenes con profundidad dinámica extendida con sistema con cámara de ojo de pez (USI). Las imágenes se utilizan para medir el flujo de fotones incidentes en el sensor de la cámara para medir DNI y GHI.	<ul style="list-style-type: none"> ■ Condiciones especiales y gran variabilidad temporal de cielos parcialmente nublados ■ Saturación de canales RGB. ■ Suciedad del domo de la cámara 	GHI: 9 %-11 % DNI: 6 %-9 %

1.3. Objetivos

1.3.1. General

Diseñar, construir y desarrollar un sistema de visión artificial terrestre de bajo costo como una alternativa para la predicción de valores de irradiancia solar en horizontes de tiempo corto.

1.3.2. Metas

Metas y objetivos específicos

- Realizar una revisión bibliográfica sobre las características, especificaciones de los instrumentos de medición de la irradiancia solar y los métodos que se emplean para la predicción de este recurso.
- Diseñar y construir un sistema de visión artificial que resista condiciones climáticas externas para capturar imágenes de cielo completo.
- Programar y sincronizar el sistema de visión artificial con la estación solarimétrica del Centro de Investigaciones en Óptica (CIO), unidad Aguascalientes, para capturar las imágenes y los datos cada minuto durante las 24 horas del día.
- Procesar las imágenes obtenidas para extraer información necesaria para definir las ecuaciones que gobiernen la sensibilidad del sensor de la cámara a la irradiancia incidente solar.
- Comparar los resultados obtenidos con el prototipo y los datos de los sensores de primera clase de la estación solarimétrica del CIO, unidad de Aguascalientes.

CAPÍTULO 2

Metodología

En este capítulo se describen el diseño óptico, construcción y los algoritmos desarrollados para el procesamiento de la imagen durante la construcción del sistema de visión artificial (ViSoN). En primer lugar, se mencionan las características principales del espejo y la cámara. Luego, se realiza una descripción detallada de la construcción del hardware y la estructura del dispositivo y por último, se presentan los algoritmos desarrollados para la adquisición y procesamiento de las imágenes.

2.1. Diseño óptico

ViSoN es un dispositivo que se diseñó bajo una estructura metálica capaz de tolerar condiciones ambientales externas. Esta estructura soporta un espejo tipo domo y un perfil vertical ajustable el cual sostiene una cámara CCD que captura la imagen del cielo reflejada en el espejo. También, cuenta con un sistema de pies niveladores y un sistema de anclaje a suelo que le permite tener al dispositivo mayor estabilidad (Figura 2.1).



Figura 2.1: Vista preliminar del prototipo (ViSoN).

Antes de entrar en detalles con las especificaciones del diseño y construcción del prototipo se describen las características importantes de la cámara y del espejo. Asimismo, se mencionan los principales criterios que conllevaron a la selección de estos dos elementos dentro del sistema de visión.

2.1.1. Cámara

Uno de los principales criterios para la selección de la cámara fue la captura de las imágenes; la cámara debía tener la capacidad de capturar las imágenes a una alta velocidad, resolución y nitidez.

Otro factor importante fue el protocolo de comunicación que usa la cámara con el ordenador o dispositivo de almacenamiento. Pues, es necesario que el protocolo maneje una alta velocidad de transferencia de datos, conexión cableada de gran longitud con pérdidas mínimas de información.

Un último elemento, pero no menos importante fue adquirir una cámara de bajo costo, ligera, de fácil manipulación y portabilidad, lo cual permitió realizar un diseño más sencillo y ajustable.

Dentro de todas las posibilidades evaluadas en el mercado se decidió utilizar un el módulo de cámara Raspberry pi v2 la cual satisface la mayoría de las características mencionadas anteriormente. A continuación se presentan algunas de las características y especificaciones más relevantes de este dispositivo.

En la Figura 2.2 se observa el módulo de la cámara de la Raspberry pi v2. Este módulo cuenta con unas dimensiones de 24 mm de alto por 25 mm de ancho con un espesor de 9 mm aproximadamente. Es una cámara muy ligera ya que su peso es de aproximadamente 3 g. Utiliza un sensor de imagen Imx219PQ de Sony, La conexión del módulo de la cámara se hace mediante un cable flexible de 15 cm conectado al puerto de la interfaz de cámara CSI-2, Esta conexión permite comunicar la cámara con cualquier tipo de Raspberry pi.

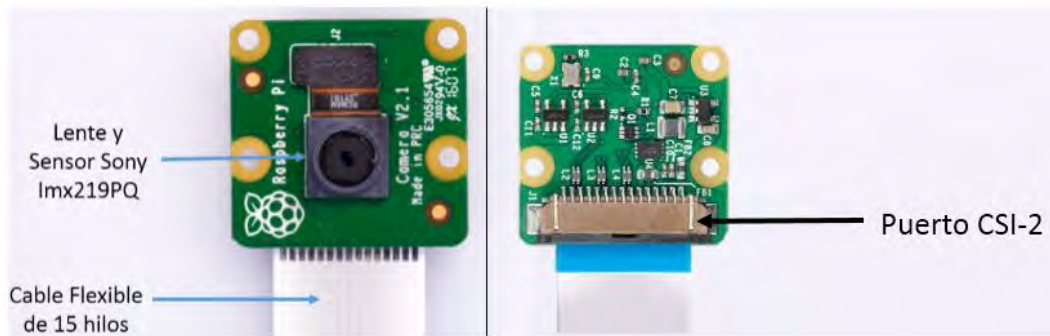


Figura 2.2: Módulo de cámara Raspberry pi v2 y su cinta de conexión.

En la Tabla 2.1 se presentan las especificaciones más relevantes de la cámara.

Tabla 2.1: Especificaciones cámara Raspberry v2.

Característica	Cámara Raspberry V2
Resolución	8 megapíxeles
Modos de video	1080p30, 720p60 y 640 × 480p60 / 90
Sensor	Sony IMX219
Resolución del sensor	3280 × 2464 píxeles
Área de imagen del sensor	3.68 x 2.76 mm (4.6 mm de diagonal)
Tamaño de píxel	1.12 μm x 1.12 μm
Tamaño óptico	1/4 "
Longitud focal	3.04 mm
Campo de visión horizontal	62.2 grados
Campo de visión vertical	48.8 grados
Relación focal (F-Stop)	2.0

Una vez conectada la cámara se puede acceder a ella, a través de abstracción multimedia (MMAL) mediante el API V4L de linux, también hay algunas bibliotecas Phyton, como picamera, entre otras.

En plataformas como Matlab[®], los paquetes para hardware Raspberry pi permiten una comunicación remota con la computadora, a partir de varias funciones que se ejecutan en Matlab[®]. Esta comunicación logra adquirir datos de sensores y dispositivos de imágenes que pueden ser procesados en Matlab[®].

Como se mencionó anteriormente, para poder obtener datos del módulo de la cámara, es necesario conectarlo a la placa madre de una Raspberry pi. A continuación se describe brevemente las componentes y especificaciones de la Raspberry pi 3 modelo B.

2.1.2. Raspberry pi 3 B

Raspberry pi 3 B es una placa base diminuta de $82 \times 55 \text{ mm}$. Es decir, es un computador de placa reducida o simple (SBC) muy económico, tiene un chip Broadcom BCM2835 con procesador ARM hasta 1.2 GHz de velocidad. Cuenta con: una memoria RAM, Salida de video, 4 puertos USB, puerto HDMI, protocolo Ethernet, 40 pines GPIO y un conector para cámara (CSI) Y una ranura para tarjeta MicroSD. En la Figura 2.3 se muestra una Raspberry pi 3B y sus periféricos.

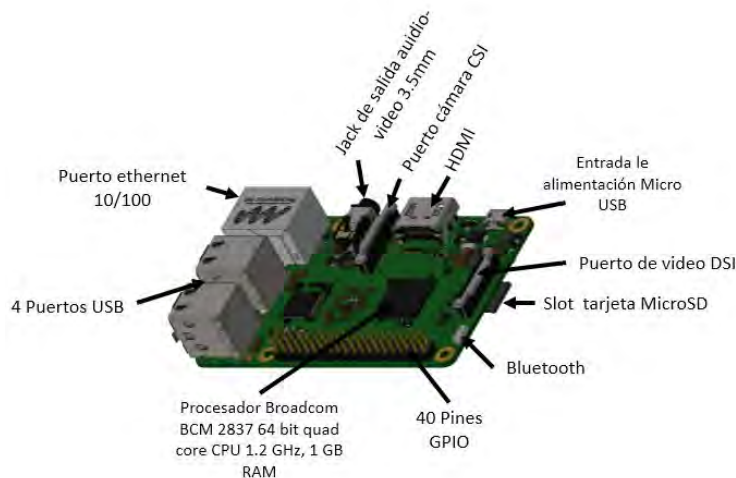


Figura 2.3: Hardware Raspberry piTM 3 B

En Las tablas 2.2 y 2.3. se presentan las especificaciones de las componentes de Hardware de la Raspberry pi 3B.

Tabla 2.2: Especificaciones del Hardware Raspberry pi modelo 3B.

Componente de hardware	Especificación
GPU	Dual Core VideoCore IV [®] Multimedia Co-Processor. Provides Open GL ES 2.0, hardware-accelerated OpenVG, and 1080p30 H.264 high-profile decode. Capable of 1Gpixel/s, 1.5Gtexel/s or 24GFLOPs with texture filtering and DMA infrastructure

Componente de hardware	Especificación
Procesador	Broadcom BCM2387 chipset. 1.2GHz Quad-Core ARM Cortex-A53 802.11 b/g/n Wireless LAN and Bluetooth 4.1 (Bluetooth Classic and LE)
Memory	1GB LPDDR2
Operating System	Boots from Micro SD card, running a version of the Linux operating system or Windows 10 IoT

Especificaciones de los periféricos

Tabla 2.3: *Especificaciones de Periféricos raspberry piTM 3.*

Ethernet	10/100 BaseT Ethernet socket
Video Output	HDMI (rev 1.3 & 1.4 Composite RCA (PAL and NTSC)
Audio Output	Audio Output 3.5mm jack, HDMI USB 4 x USB 2.0 Connector
GPIO Connector	40-pin 2.54 mm (100 mil) expansion header: 2x20 strip Providing 27 GPIO pins as well as +3.3 V, +5 V and GND supply lines
Camera Connector	15-pin MIPI Camera Serial Interface (CSI-2)
Display Connector	Display Serial Interface (DSI) 15 way flat flex cable connector with two data lanes and a clock lane
Memory Card	Slot Push/pull Micro SDIO

En la actualidad este tipo de computadora se ha convertido en un dispositivo potencial cuando se utiliza en tareas muy específicas. Pues, debido a su tamaño, procesamiento, buen rendimiento y costo, se convierte en un componente adecuado para las aplicaciones simples en proyectos industriales o de investigación.

En la secciones 2.2 y 2.3 se describirán de forma más detallada el diseño de mecánico y de software desarrollados en la construcción del prototipo para el uso del módulo de la cámara y la placa base de Raspberry *piTM*.

2.1.3. Espejo

En la Figura 2.4. Se observa la imagen del espejo tipo domo comercial de acrílico para exteriores, tiene un diámetro de 46 cm (18"), la altura del domo es de 20.32 cm (8") aproximadamente y su peso es de 3 kg. De acuerdo al fabricante el espejo tiene un área de cobertura de 90 m^2 .

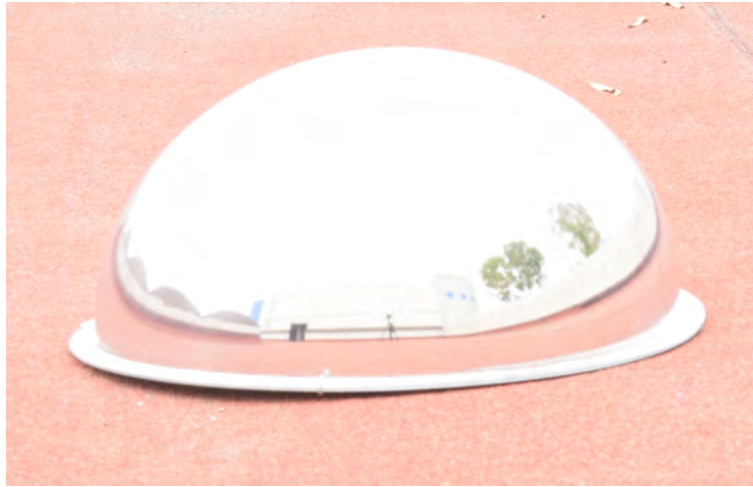


Figura 2.4: *Espejo de acrílico tipo domo de 18" de diámetro.*

por otro lado, una lente de ojo de pez debido a sus características puede formar una imagen con un ángulo de visión grande, mayor a 180 grados, es decir, una lente de ojo de pez distorsiona deliberadamente la imagen dando la apariencia que está proyectada sobre una esfera, similar a la imagen reflejada en el espejo tipo domo.

El diseño preliminar contemplaba la idea de utilizar una lente de ojo de pez. Sin embargo, por los altos costos de la lente y la necesidad de incluir un filtro para proteger el sensor de la cámara cuando se expone a la radiación solar, se decidió utilizar en el sistema de visión artificial el espejo tipo domo por su bajo costo. Esta decisión concuerda con uno de los factores principal en este trabajo de investigación que es la reducción de costos en la construcción del prototipo.

Este espejo tipo domo permite observar por completo el horizonte celeste, es decir, se puede observar posiciones del sol en ángulo cenit (Z) de 0° a 90° y acimutal (AZ) de 0 a 360° como se observa en la Figura 2.5. Por otro lado, el espejo al ser un sistema indirecto de reflexión de la luz, evita la exposición directa del sensor de la cámara a la luz del sol. Previendo, Por un lado, que el sensor sufra daño alguno por dicha radiación y en segundo lugar que el sensor se sature.



Figura 2.5: Reflejo del cielo completo en el espejo tipo domo.

2.2. Diseño mecánico y construcción

A continuación se presenta de manera detallada el diseño y construcción del prototipo. En primer lugar, se hará énfasis en el diseño e impresión del housing de la cámara y placa de la Raspberry. Luego, se explicará el diseño de la estructura y sus partes y finalmente se mostrará el sistema completamente armado.

El diseño del prototipo comienza con una estancia profesional en el Centro de Investigaciones en Óptica en la unidad Aguascalientes por parte del estudiante (Martinez, 2016). El objetivo de esta estancia era desarrollar un análisis de una lente para adaptar una cámara AVG GigE Vision y así ampliar su campo de visión a 360°. Es decir, obtener una imagen similar a las que producen una lente de ojo de pez.

Dicho análisis sugirió desarrollar un sistema utilizando un espejo tipo domo comercial de 46 mm (1.8") de diámetro con una lente de 6 mm, a una distancia mínima de separación de 63 cm (24"). Como se observa en la Figura 2.6.

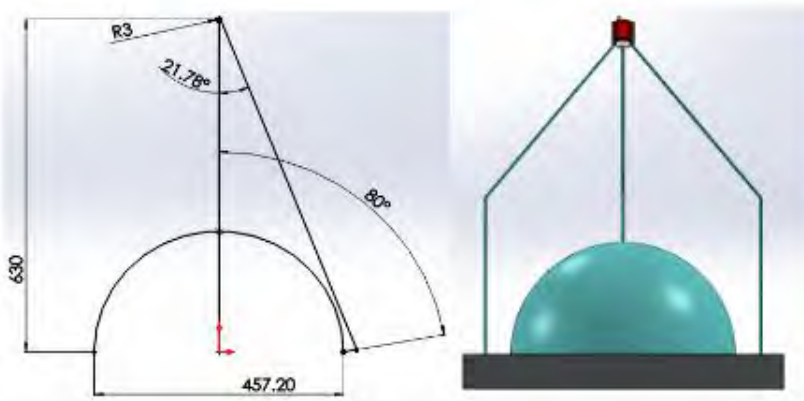


Figura 2.6: Diseño preliminar del sistema de visión en la estancia profesional (Martinez, 2016).

A partir de las dimensiones del diseño preliminar se comenzó a esbozar los planos de prototipo obteniendo como resultado el dispositivo mostrado al inicio de este capítulo en la Figura 2.1. En dicha Figura se observa que la cámara usada es el módulo Raspberry pi, en lugar, de la cámara AVG GigE Vision del modelo preliminar, por las razones mencionadas en la sección 2.1.1.

El diseño de la carcasa de la cámara y la placa base se desarrolló en el entorno de SolidWorks. Este es un software tipo CAD (diseño asistido por computadora) que permite realizar diseño y modelado mecánico en 2D y 3D de piezas y realizar ensambles, exportar los datos técnicos para la posterior construcción.

Considerando las dimensiones del tamaño de la placa base y la cámara, espacios, aberturas para conexiones de alimentación y transmisión de datos. Además de los requerimientos de aislamiento para exteriores, se inicio con la construcción del prototipo. La Figura 2.7 muestra los planos del diseño de la carcasa para la Raspberry pi modelo 3B.

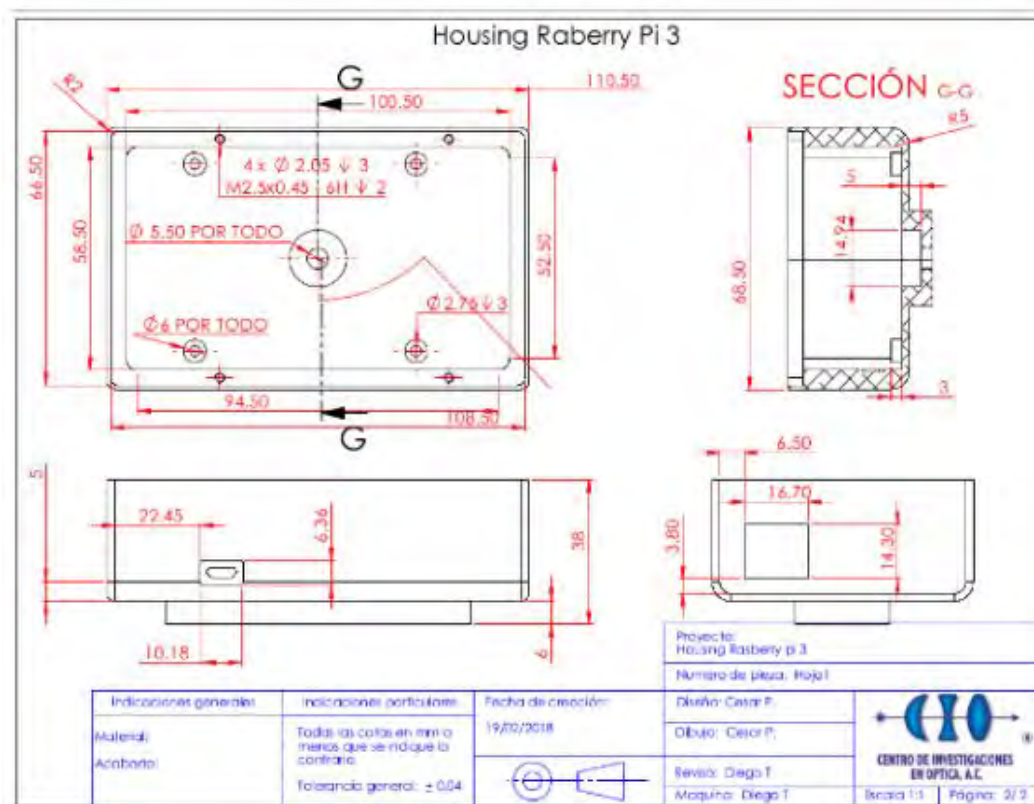


Figura 2.7: Plano de dimensionamiento para la carcasa de Raspberry pi modelo 3B.

Las dimensiones finales de la carcasa son del 11cm x 6.8 cm x 3.8 cm. La ranuras para los puertos HDMI, USB, entre otros, fueron omitidos debido a la necesidad de dejar la placa en campos exteriores.



Figura 2.8: Carcasa para placa de Raspberry pi 3B para exteriores.

El diseño contemplo una rejilla de ventilación en la parte superior de la tapa que cierra completamente la carcasa, con el fin de evitar algun sobrecalentamiento de los placa de la Raspberry pi. También, el diseño contemplo un espacio para sujetar la cámara. Como se observa en las Figuras 2.9 y 2.10.

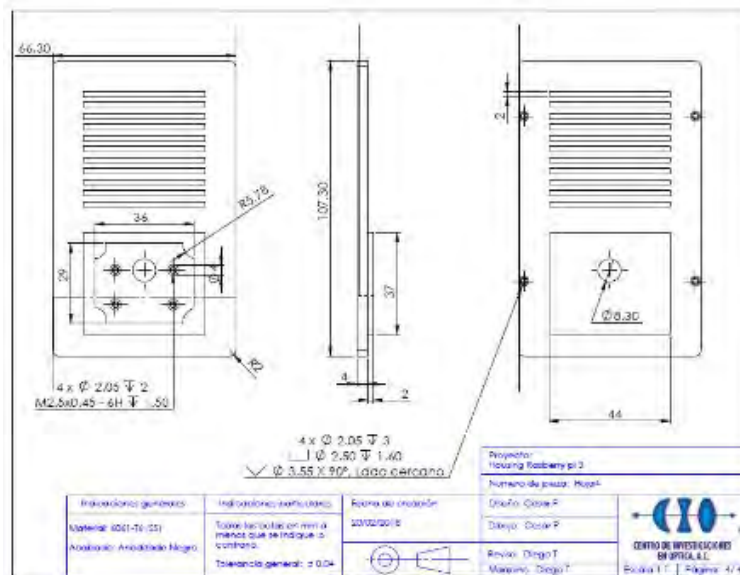


Figura 2.9: Planos de la tapa superior de la carcasa y soporte para cámara.



Figura 2.10: *Diseño prototipo tapa superior para la carcasa y soporte de cámara.*

Con este diseño integrado del carcasa para la cámara y la placa base. Se puede por un lado, manipular la cámara y la placa base de la Raspberry pi de forma sencilla, dirigir o apuntar la vista de la cámara hacia abajo más fácilmente. Por el otro, proteger los dispositivos del exterior (Figura 2.11).

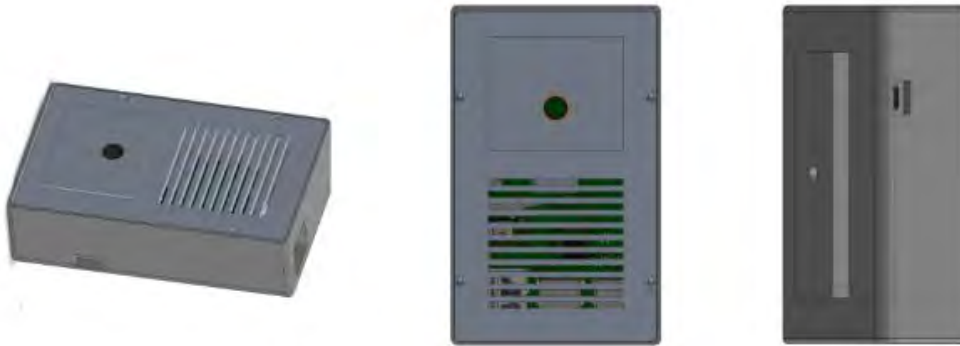


Figura 2.11: *Case de cámara y placa base de Raspberry pi modelo 3B.*

2.2.1. Estructura

La estructura que soporta el espejo y la cámara fue construida en perfil de aluminio de 25 mm. Este perfil tiene una aleación de aluminio con recubrimiento anodizado resistente para condiciones climáticas extremas. Además, el sistema de conexión ofrece gran estabilidad y robustez, facilitando la unión entre cada perfil y simplificando la construcción de la estructura del prototipo.

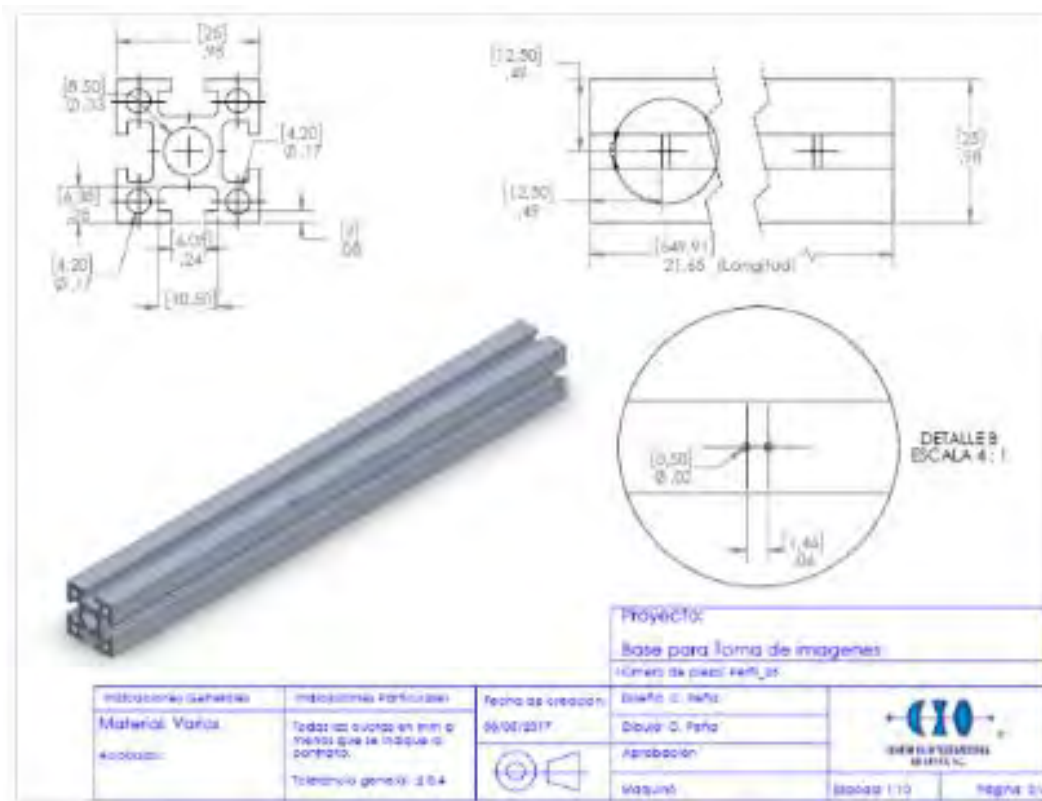


Figura 2.12: Perfil de aluminio 25 mm para estructuras modulares.

La Tabla 2.4, muestra el número de perfiles necesarios para construir del dispositivo con sus respectivas longitudes, el total de perfil usado en la estructura fue aproximadamente 676 cm correspondientes a 128.34". Del mismo modo, se utilizaron tensores de conexión en cada unión entre dos perfiles, anclas de aseguramiento al piso y bases de nivelación con una tolerancia de 1.5 cm.

Tabla 2.4: Cantidad de perfiles para la construcción del dispositivo.

Pieza	Longitud (pulg)	Cantidad	Total Lonngitud (Pulg)
Perfil Mesa	16.03	8	128.24
Longitud Patas	21.65	4	86.6
P. Hor. Camara	10	1	31.5
P. vert. Camara	31.5	1	10
P. Diago	10	1	10

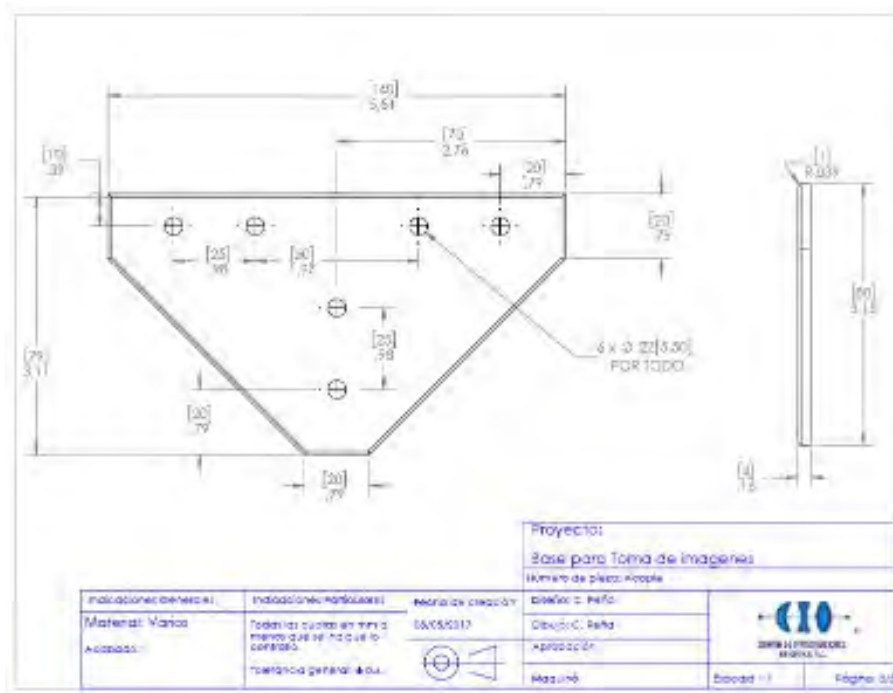


Figura 2.13: Planos del acople base espejo Perfil vertical.

Las dimensiones finales del sistema de visión son 45 cm de ancho, 45 cm de largo y una altura máxima de 119 cm. Cabe señalar que la altura del sistema puede ser superior a los 120 cm si se modifica la longitud del perfil vertical. Sin embargo, si el sistema obtiene una altura muy superior a los 135 cm se vuelve inestable por la interacción con el viento.

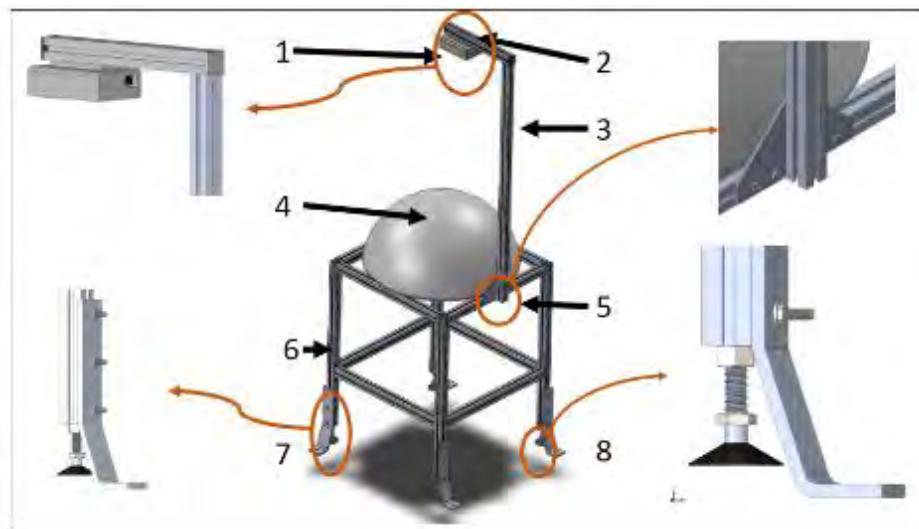


Figura 2.14: Hardware del Sistema de visión artificial (ViSoN)

Tabla 2.5: *Partes del hardware del sistema de visión artificial.*

Partes del Sistema
1. Cámara Raspberry pi
2. Perfil Horizontal cámara
3. Perfil vertical
4. Espejo Comercial tipo domo
5. Acople de perfil base espejo
6. Base de espejo
7. Anclas
8. Patas niveladoras

En conclusión, el diseño del prototipo permitió establecer sus dimensiones, la cantidad de perfil necesario para su construcción, el número de tensores y tornillería para la unión y acoplamiento de los accesorios. Del mismo modo, se pudo determinar algunas mejoras al prototipo que puedan ocasionar inestabilidad al sistema; como la desnivelación de la base o el movimiento del prototipo por fuertes corrientes de viento.

Como se comentó durante toda esta sección, el diseño y los materiales seleccionados para la construcción de la base y la impresión del carcasa de la Raspberry, son resistentes a las condiciones climáticas externas. Además, proporcionan estabilidad y robustez al prototipo.

2.3. Algoritmos

En esta sección se describen los script desarrollados en el lenguaje de programación de Matlab[®], para la comunicación entre la Raspberry pi modelo 3B y el computador, la manera en que se captura y almacenamiento la imagen, también se describe el procesamiento de la imagen y obtención de datos de la intensidad promedio del área de interés sobre la imagen, la manera de importar los datos de la estación solarimétrica SOLYS2 y por último el despliegue y comparación de los resultados.

Se detallan algunas consideraciones importantes a tener en cuenta durante el desarrollo de los programas, particularmente en la conexión de la cámara, el formato del nombre de la captura de la imagen y la obtención de los datos de la intensidad de píxeles mediante el procesamiento de la imagen.

2.3.1. Comunicación Raspberry pi – Ordenador.

La comunicación entre la Raspberry pi y el ordenador se hizo directamente mediante el protocolo de comunicación TCP/IP. Este protocolo permitió una transferencia de datos a mayor velocidad y de forma segura a través de la configuración de direcciones IP estáticas tanto en el computador como en la placa base de la Raspberry pi.

Para establecer este tipo de comunicación Matlab[®] ofrece un paquete de soporte Raspberry pi que se puede descargar desde la página de Mathworks. Este toolbox permite controlar y adquirir datos de los puertos y dispositivos periféricos de la placa base desde largas distancias, a partir de las bibliotecas de funciones para los complementos de la placa base como: Cámara Raspberry pi, Interfaces I²C SPI y serie, PWM Y control de servomotores, GPIO, entre otros. Cabe señalar que el toolbox solo esta para los sistemas operativos Windows y MacOS.

Este toolbox de Matlab[®] instala el firewall de Raspberry pi o sistema operativo en la Micro SDcard para modificar parámetros del sistema e instala el empaquetamiento necesario para que se comuniquen con Matlab[®]. sin embargo, para poder establecer esta conexión de manera exitosa es necesario hacer una serie de pasos y consideraciones que se mostraran a continuación:

1. En primer lugar, El toolbox de Matlab[®] para Raspberry pi modelo 3B solo se encuentra disponible para versiones de Matlab[®] 2016 o superiores (Figura 2.15), mientras que para modelos 1 y 2 de Raspberry pi, el toolbox se encuentra disponible en la mayoría de las versiones de Matlab[®].

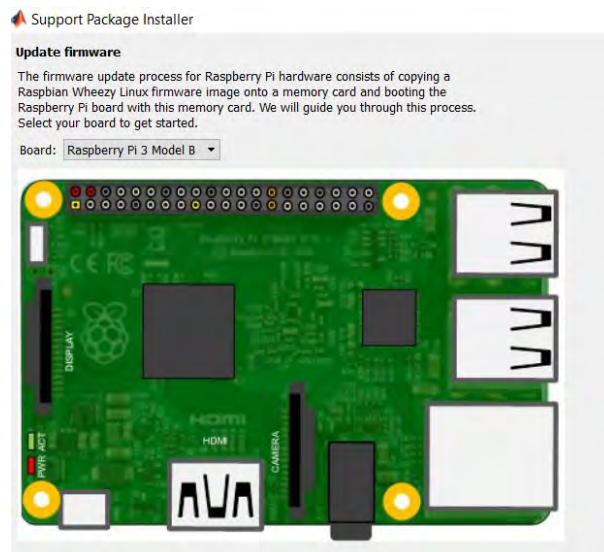


Figura 2.15: *Interfaz gráfica para instalación de firewall Raspberry pi modelo 3B*

2. Luego, se debe hacer una conexión directamente a la computadora ya que es necesario recibir y enviar datos directamente entre ambos dispositivos (Figura 2.16). Además la transferencia de datos es mas rápida y segura.

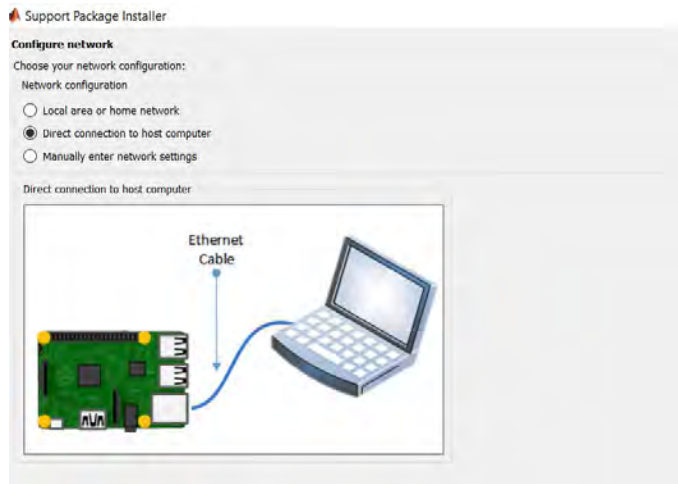


Figura 2.16: *Opciones de configuración para la conexión Raspberry pi modelo 3B*

En algunas ocasiones esta configuración de red presenta problemas en el reconocimiento de la puerta de enlace predeterminada o la misma dirección IP. Por consiguiente es recomendable realizar la conexión manualmente (2.17) para identificar previamente estos dos parámetros de la conexión y obtener una dirección IP fija.



Figura 2.17: *Opción de configuración manual Raspberry pi modelo 3B.*

por ultimo se flashea una memoria MicroSD con la configuración anterior para ser instalada en la Raspberry pi, esta memoria debe ser de clase 5 o superior para tener un óptimo funcionamiento.

2.3.2. Configuración de parámetros de la cámara

Matlab[®] ofrece funciones predeterminadas para obtener datos de la cámara conectada. Estas funciones permiten en primer lugar; establecer y almacenar los parámetros de conexión entre el hardware de la Raspberry pi y Matlab[®], para luego poder interactuar con los dispositivos periféricos de la placa base.

- La función `raspy()` crea el objeto de comunicación entre los dos dispositivos y Matlab, esta función guarda los parámetros de configuración más recientes y a su vez reconoce los periféricos conectados a la placa base que se pueden manipular como: los protocolos de comunicación GPI, I2C y los puertos de Cámara y USB, entre otros (Figura 2.18).

```
>> myras = raspy()

myras =

  raspi with properties:

    DeviceAddress: 169.254.0.2
    Port: 18730
    BoardName: Raspberry Pi 3 Model B
    AvailableLEDs: {'led0'}
    AvailableDigitalPins: [4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,26,27]
    AvailableSPICChannels: {}
    AvailableI2CBuses: {'i2c-1'}
    AvailableWebcams: {'mmal service 16.1 (platform:bcm2835-v4l2):'}
    I2CBusSpeed: 0

  Supported peripherals
```

Figura 2.18: *Propiedades de conexión Raspberry pi modelo 3B.*

- Otra función importante es la que comunica el módulo de la cámara de la Raspberry desde Matlab[®] con el comando `cameraboard()`, esta función muestra las propiedades que se pueden configurar como: la resolución de la imagen, configuración de la imagen, modo de exposición, efectos, entre otros.


```

myras = raspi();
mycam = cameraboard(myras, 'Resolution', '1024x768')
>> mycam

mycam =
  cameraboard with properties:
      Name: Camera Board
      Resolution: '1024x768'      (View available resolutions)
      Quality: 10                (1 to 100)
      Rotation: 0                (0, 90, 180 or 270)
      HorizontalFlip: 0
      VerticalFlip: 0
      FrameRate: 30              (2 to 90)
Error creating a channel.
Error executing command
      Recording: 0

  Picture settings
      Brightness: 50             (0 to 100)
      Contrast: 0                (-100 to 100)
      Saturation: 0              (-100 to 100)
      Sharpness: 0               (-100 to 100)

```

Figura 2.19: Propiedades de módulo de cámara Raspberry pi

A partir de las propiedades de la cámara se calibraron los ajustes de la imagen para obtener todas las imágenes con los mismos parámetros de brillo, contraste, saturación y nitidez. Es decir, se buscó una configuración donde se observará una imagen no saturada y de alto contraste para observar clara y definidamente el reflejo del sol, las nubes y el cielo. Los parámetros se obtuvieron a partir del histograma de tal forma que se garantizara la no saturación de la imagen (Figura 2.20).

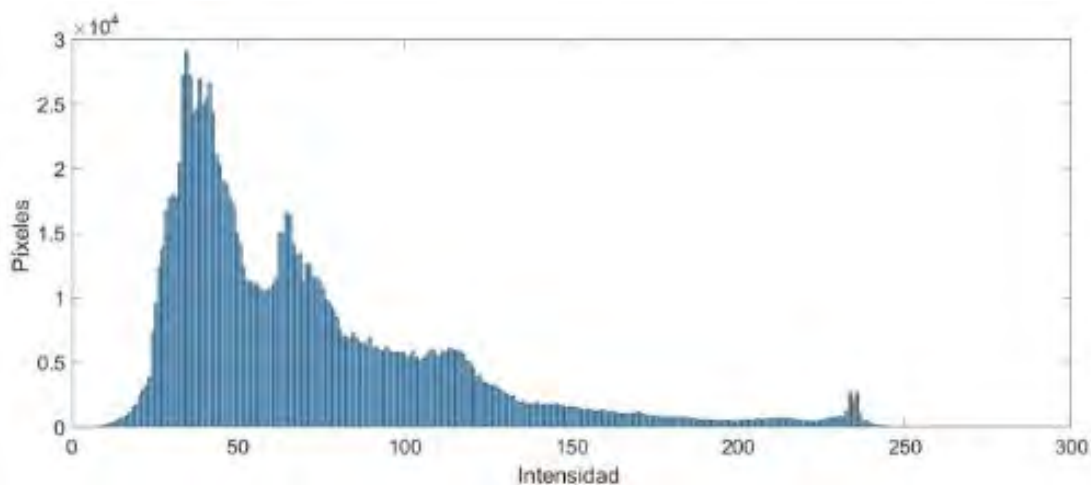


Figura 2.20: Histograma de la imagen para un día completamente claro.

Cabe señalar que los ajustes de la cámara se realizaron mientras la estación solarimétrica sensaba valores máximos de irradiancia solar. Esto con el fin de delimitar la máxima intensidad de píxeles de la imagen cuando se obtienen valores máximos de irradiancia. Los parámetros ajustados de la cámara se muestran en la Figura 2.21.

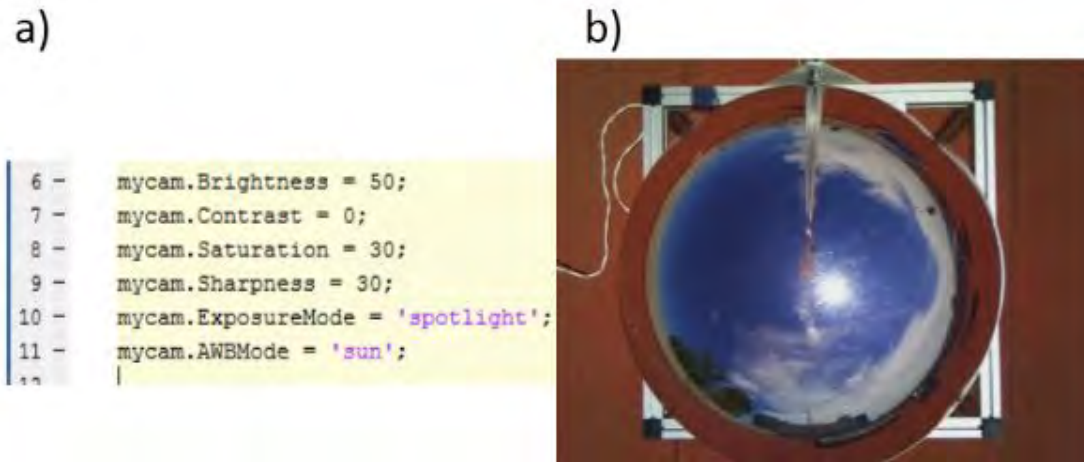


Figura 2.21: a) Ajustes de los parámetros de la imagen. b) Registro de la imagen con los parámetros ajustados.

2.3.3. Captura y Procesamiento de la Imagen

Con la previa calibración de la cámara, se instaló el prototipo en un espacio abierto en donde se tuviera una vista adecuada del cielo. Proporcionando desde junio de 2017 imágenes de cielo completo con una resolución de 1024 x 768 píxeles, con ocho bits por canal, cada minuto durante 12 horas del día aproximadamente (ver Anexo). El formato del nombre de cada imagen contiene el día, el mes y año en que se capturó, además de la hora y el minuto, como se muestra en este ejemplo para una imagen tomada el 14 de noviembre de 2017 a las 17:08:50 (14Nov20170850).

El lugar de prueba también cuenta con una estación solarimétrica SOLYS Gear Drive SunTracker que incluye:

- Un piranómetro Epply SSP para medir Irradiancia Solar Global (GHI).
- Un piranómetro CMP10 con sistema de sombreado para medir irradiancia difusa (DHI).
- Un pirheliómetro SHP1 con sistema de seguimiento solar para medir Irradiancia Normal directa (DNI).

La serie de tiempo de la irradiancia directa, global y difusa de la estación solarimétrica (SOLYS) ha sido programada con una resolución temporal de 10 minutos, durante las 24 horas del día.

El prototipo se sincronizó con la estación solarimétrica de tal forma que ambos registraron los datos de manera estructurada.

2.3.4. Procesamiento de la imagen y cálculo de GHI y DNI.

Las imágenes almacenadas requieren de un pre-procesamiento (ver Anexo) el cual busca eliminar las áreas que no son de interés; primero, se realizó un recorte de la imagen en donde se observa principalmente el reflejo del cielo, obteniendo una nueva imagen de una resolución de 669 x 641 píxeles. Posteriormente, sobre la imagen recortada se pasó una máscara circular de tal forma que eliminara de ésta, la mayor parte de objetos no pertenecientes al reflejo del cielo, como se observa en la Figura 2.22.

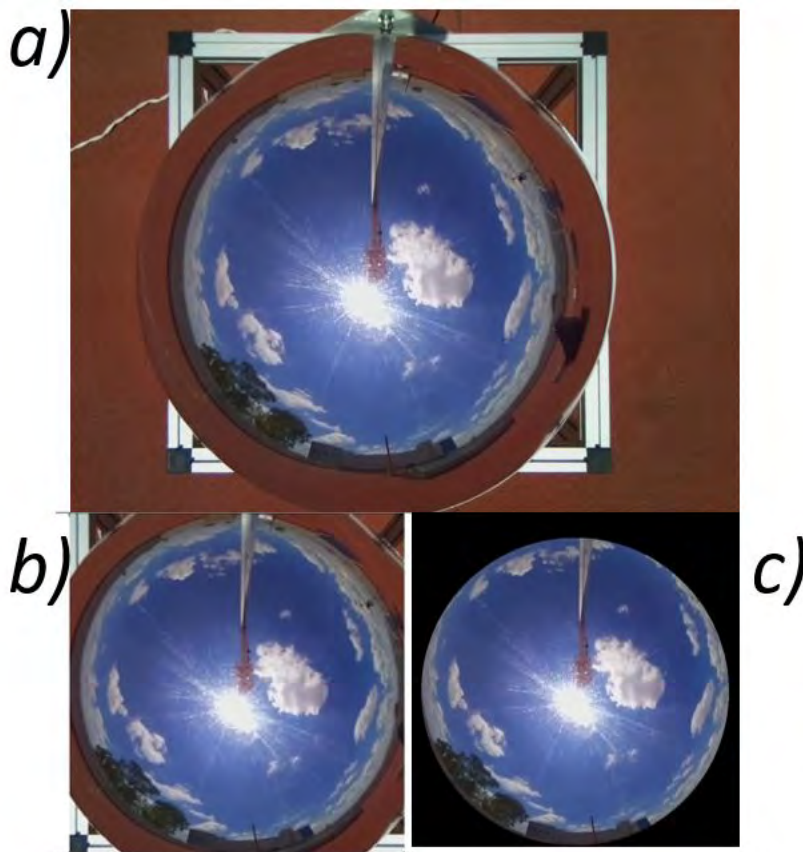


Figura 2.22: a) imagen original b) imagen recortada a 669 x 641 píxeles. c) Imagen con máscara aplicada circular para eliminar objetos diferentes al cielo.

En segundo lugar, para la detección del brillo solar se binarizaron las imágenes con un umbral de 0.9175 eliminando los píxeles con intensidades inferiores al reflejo del brillo de la mancha solar, para posteriormente determinar su ubicación aproximada en píxeles de la imagen (Figura 2.24). Por otro lado, se separaron los canales RGB (Figura 2.25) de la imagen para observar la respuesta espectral del sensor a través de las intensidades y así analizar e identificar características, patrones o parámetros que fueron fundamentales para el cálculo de la irradiancia solar Global (GHI) (ver Anexo 5.2).

En la segmentación de la imagen se identifican y separa las áreas de interés de los cuales se obtienen promedios de intensidad para estimar los valores de Irradiancia Global y Directa.

Para el cálculo de GHI, en el canal verde de la imagen, se obtiene el promedio de la variación de la intensidad en una región de 6×6 píxeles sobre la carcasa de la cámara (definida como P_{car}) para calcular la variación de luz reflejada por el espejo y el entorno que llega a este punto (Figura 2.23).

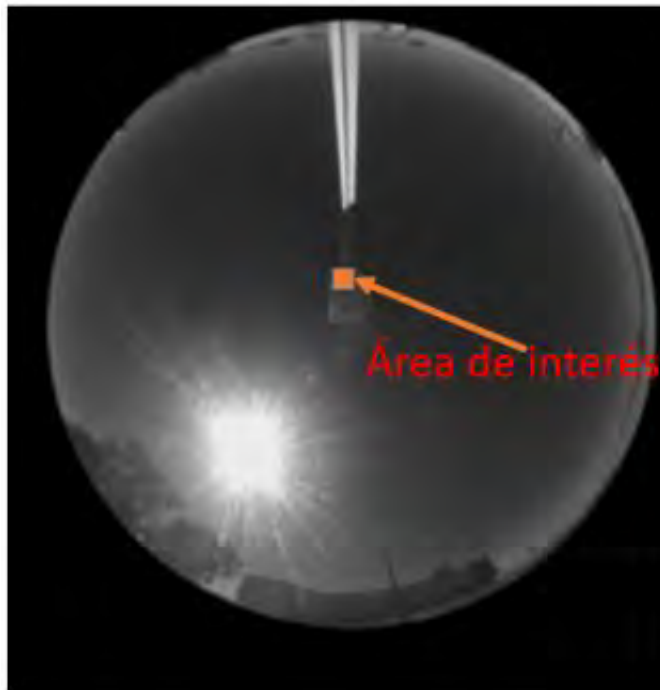


Figura 2.23: Área de interés para promediar las variaciones de la intensidad en el carcasa.

Cabe señalar que se seleccionó esta región porque representa una referencia que permite medir la intensidad del reflejo de la luz que incide sobre el espejo como un difusor perfecto, es decir, la superficie de la carcasa, se puede considerar como un blanco lambertiano

que proporciona información sobre la intensidad de luz reflejada por el espejo.

El factor de variación del promedio de la intensidad de los píxeles en la región de carcasa K_{car} se calcula mediante la siguiente ecuación:

$$K_{car} = \frac{P_{car}}{PC_{max}}, \quad (2.1)$$

donde PC_{max} es el promedio de intensidad máxima medida en la región del carcasa de la cámara. La estimación de los valores de irradiancia solar global (GHI) se calcula mediante la ecuación:

$$GHI = G_{cs}K_{car}, \quad (2.2)$$

donde G_{cs} es la constante solar.

El método descrito anteriormente para medir la componente GHI es novedoso y no se ha descrito anteriormente en la literatura a nuestro conocimiento. Los resultados presentados en el Capítulo 3 confirman que el método es generalmente efectivo ya que los resultados obtenidos son confiables y se comportan de manera similar a los datos adquiridos con los radiómetros específicos de radiación solar.

Para la estimación de DNI se seleccionó un área 115x115 píxeles (Figura 2.27). Esta región se centra aproximadamente en las coordenadas del centroide de la mancha solar reflejada por el espejo calculadas a partir de la imagen binarizada (Figura 2.26).



Figura 2.24: Localización del centroide del reflejo del sol

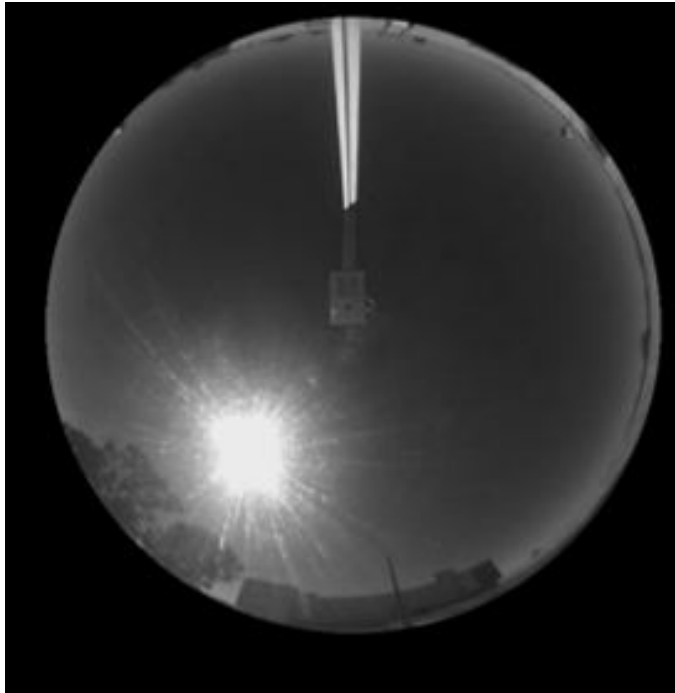


Figura 2.25: *Canal verde de la imagen original.*

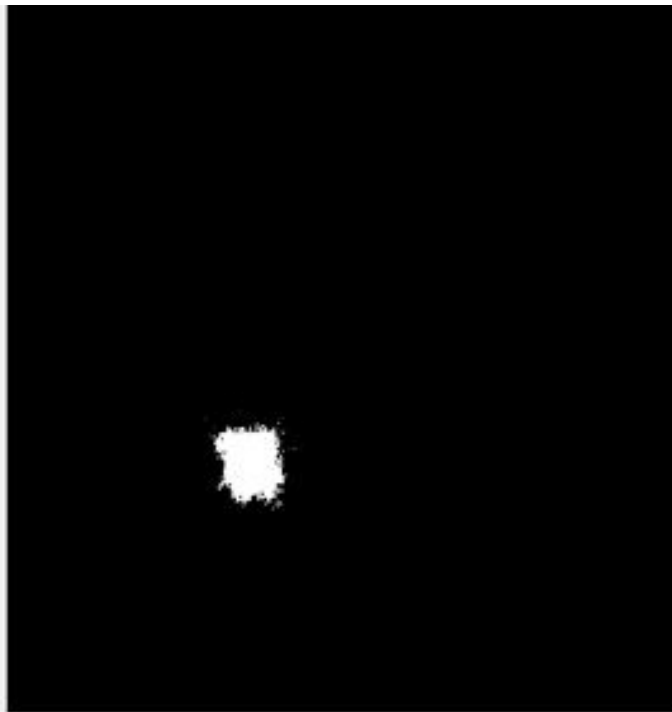


Figura 2.26: *Imagen binarizada para detectar la mancha solar.*

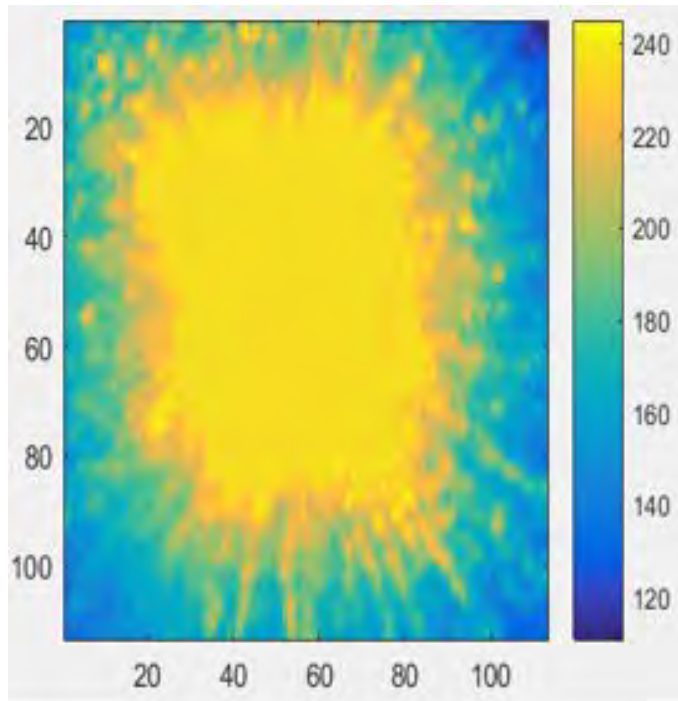


Figura 2.27: Área circunsolar de 115 x 115 píxeles aproximadamente.

A partir de la región de la imagen de la Figura 2.27 se calcula el promedio de la intensidad de los píxeles de esta área circunsolar, denotada como (PA_{Cir}), para obtener un factor de cielo claro (K_{Csk}) definido por la siguiente ecuación.

$$K_{Csk} = \frac{PA_{Cir} - Pd_{dark}}{Pd_{max}}, \quad (2.3)$$

donde:

K_{Csk} : Factor de cielo claro.

PA_{Cir} : Promedio de las intensidades de los píxeles del área circunsolar.

Pd_{dark} : Promedio de las intensidades de los píxeles para un día completamente oscuro (Mínimo).

Pd_{max} : Promedio de las intensidades de píxeles para un día completamente claro.

La estimación de los valores de irradiancia solar directa (DNI) se calcula mediante la ecuación:

$$DNI = G_{cs} \times \cos \theta_z \times \frac{K_{Csk}}{2} + a, \quad (2.4)$$

donde G_{sc} , θ_z ; son la constante solar y en ángulo cenit respectivamente, “ a ” es un parámetro de ajuste experimental dado por los valores máximos en un día completamente soleado.

Este procesamiento fue realizado para cada imagen, analizando y obteniendo los datos en las regiones de interés desde las 10 hasta las 17 horas del día.

Por último, los datos de irradiancia solar calculados por el prototipo son promediados cada 10 minutos en concordancia con la resolución temporal de la estación solarimétrica, para compararlos, realizar ajustes y correcciones pertinentes al sistema.

CAPÍTULO 3

Resultados

En este capítulo se muestran los resultados obtenidos del procesamiento digital de las imágenes para las componentes de la radiación GHI y DNI. Los resultados presentados corresponden a seis días del año mas representativos de los meses de septiembre y noviembre. Para cada caso se muestran tres imágenes del cielo en tres momentos diferentes del día y la correspondiente gráfica que incluye los datos calculados por el prototipo (ViSoN). Se utilizan los datos de referencia que proviene de la estación solarimétrica (SOLYS) y se calculo el porcentaje de error entre cada medida.

3.1. GHI

3.1.1. Resultados para una resolución temporal de 10 minutos

En esta sección se presentan los resultados de la componente global de la irradiancia solar (GHI) para los días 13, 14 de septiembre y 9, 14 de noviembre, con intervalos de tiempo promediados de 10 minutos.

Para el día 09-11-2017 se procesaron las imágenes tomadas para un periodo de tiempo entre las 10 hasta las 16 horas, aproximadamente. La Figura 3.1 muestra tres instantes de tiempo diferentes para este día, en ella se puede observar un día con cielo completamente claro, sin presencia de nubes.

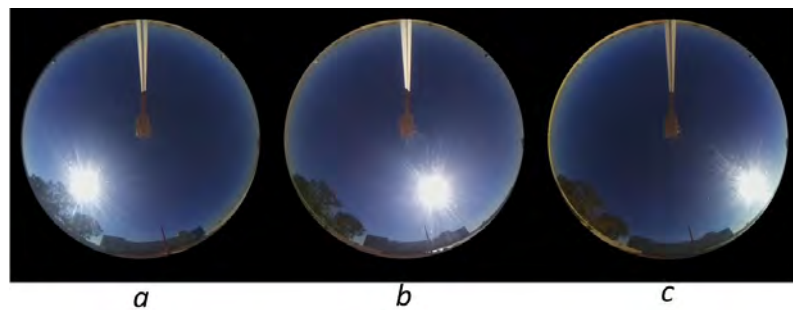


Figura 3.1: *Imágenes del cielo para tres instantes de tiempo diferentes del día 9 de Nov de 2017. a) 10:00 horas, b) 14:15 horas y c) 17:00 horas*

En la gráfica de la Figura 3.2. Muestra la curva azul correspondiente a la componente GHI de la estación solarimétrica (SOLYS), la curva roja correspondiente a la componente GHI calculada por el prototipo (ViSoN) y la curva negra que es el porcentaje de error de cada medida. En la gráfica se puede observar que entre las 10:15 y las 16 Horas, Las dos curvas tienen un comportamiento similar, Midiendo una GHI máxima de $813 \frac{W}{m^2}$ para la estación solarimétrica y de $814 \frac{W}{m^2}$ para ViSoN, alrededor de las 12:30 del mediodía.

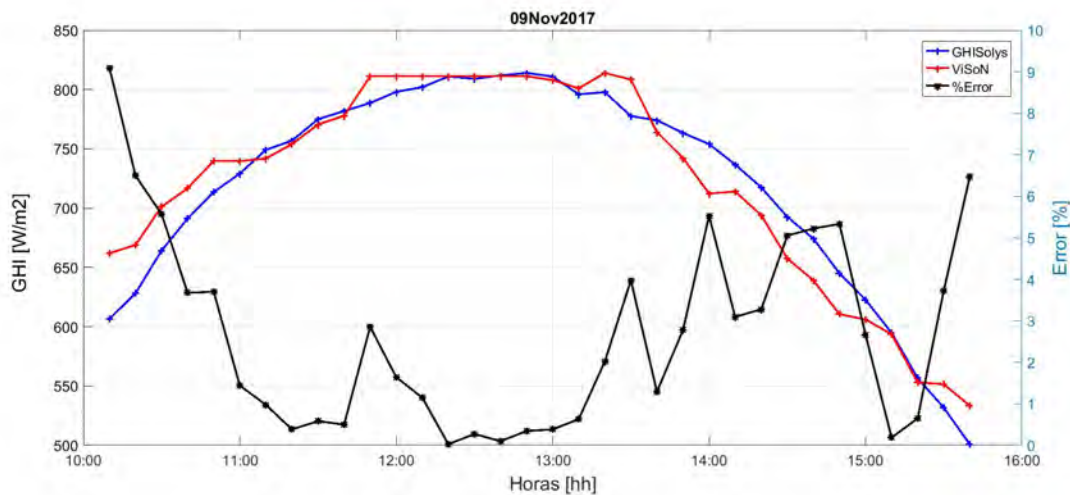


Figura 3.2: Irradiancia Global promedio para el día 9 Nov 2017.

Sin embargo, se puede ver que se presenta un error significativo en horas de la mañana, con una diferencia de $55.2 \frac{W}{m^2}$, correspondiente a un 9% de error aproximadamente, este error es aceptable y se puede atribuir a la de precisión del método usado para el cálculo o a la misma incertidumbre del sensor de referencia que corresponde al 3.5%. El error promedio medido de la componente GHI a lo largo de este día fue de 2.67%.

Igual que el caso anterior para el 14 de noviembre del 2017, se presenta tres momentos del día en donde se observa que no hay nubosidad, es decir, un día completamente despejado (Figura 3.3).

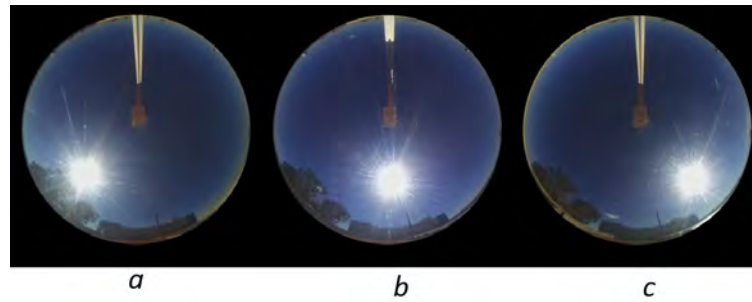


Figura 3.3: Imágenes del cielo para tres instantes de tiempo diferentes del día 14 de Nov de 2017. a) 10:00 horas, b) 12:10 horas y c) 16:29 horas.

La Figura 3.4, muestra la gráfica de los datos obtenidos para componente GHI de SOLYS (GHISolys, curva azul) y GHI de ViSoN (GHIViSoN, curva roja) para un periodo de tiempo desde las 10:00 hasta las 17:00 horas del día, con su respectivo porcentaje de error. Las curvas presentan un comportamiento similar a lo largo del día, particularmente desde las 10:15 hasta las 13:20. Sin embargo, después de las 15:00 horas las curvas tienden a alejarse presentando un error mucho más significativo de aproximadamente 106 %, este error tan alto puede deberse por un lado, al error de precisión del método aumenta cuando el sol se encuentra a en posiciones muy bajas respecto a la superficie terrestre.

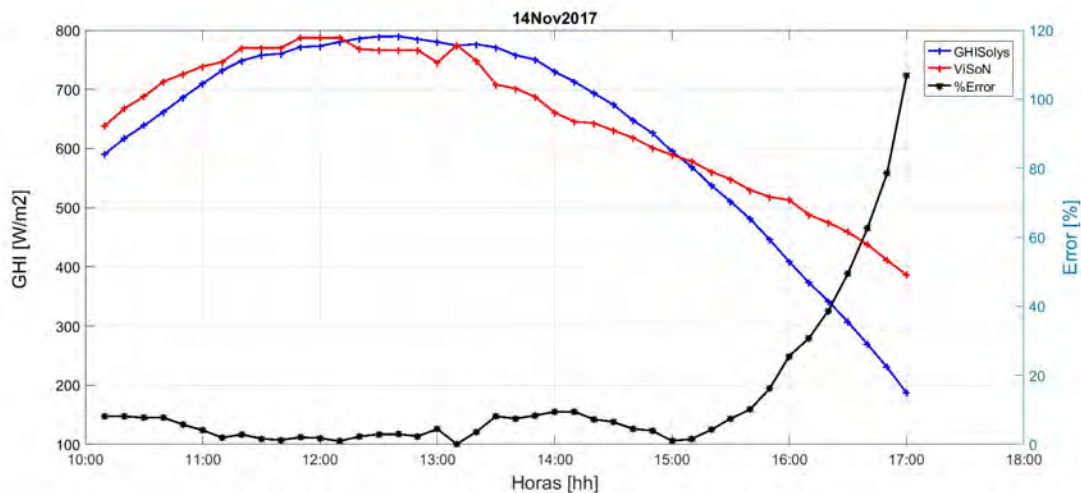


Figura 3.4: Irradiancia Global promedio para el día 14 Nov 2017.

El valor de GHI máxima medida por SOLYS fue de $789 \frac{W}{m^2}$ y de ViSoN $787 \frac{W}{m^2}$ alrededor de las 12:30 horas. El error promedio del día fue del 10 %.

3.1.2. Resultados para una resolución temporal 5 minutos

Para el día 13-09-2017 se presenta un día parcialmente despejado. En la figura 3.5, se puede observar que a lo largo del día se presentan cúmulos de nubes pequeñas en la trayectoria del sol.

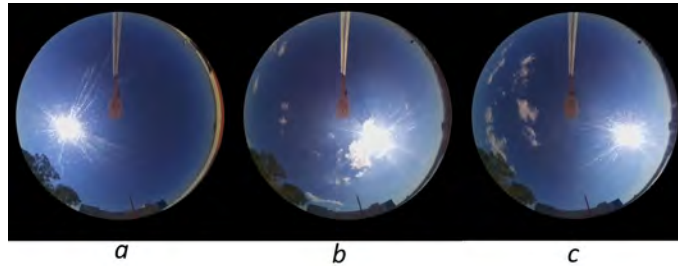


Figura 3.5: Imágenes del cielo para tres instantes de tiempo diferentes del día 13 de Septiembre de 2017. a) 11:33 horas, b) 15:42 horas y c) 17:00 horas

La gráfica para este día presenta la componente GHI de SOLYS (GHISolys, curva azul) y ViSoN (GHIViSoN, curva roja) en intervalos de tiempo de 5 minutos, entre las 10:00 hasta las 17:00 horas del día. La curva negra representa el error promedio en cada medición (Figura 3.6). Como se observa en la gráfica, El cálculo de la componente GHI de ViSoN tienen un comportamiento similar al obtenido por la componente GHI de SOLYS. No obstante, se presentan varias discrepancias muy significativas a lo largo del día, siendo la máxima a las 15:45 con una diferencia de $238 \frac{W}{m^2}$ correspondiente a un error del 37.5%, este error se debe como en los casos anteriores a los errores de precisión presentados en el prototipo, pero además, se debe a un desfase en la sincronización horaria de SOLYS y ViSoN.

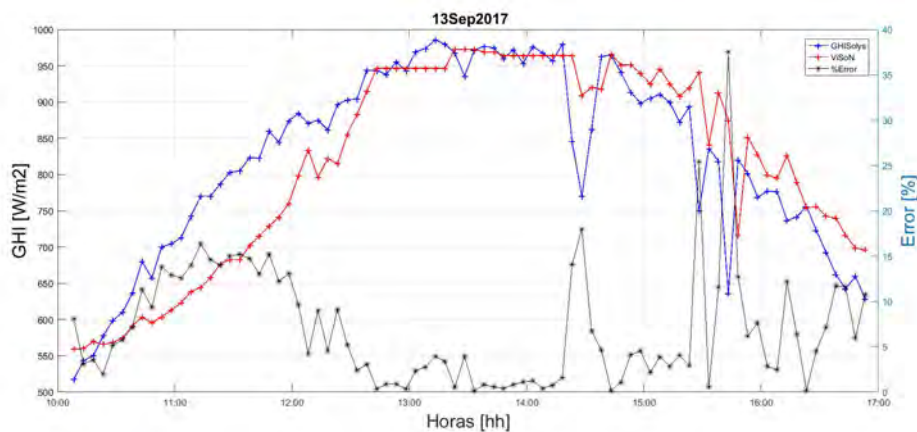


Figura 3.6: Irradiancia Global promedio para el día 13 Septiembre de 2017 para intervalos de tiempo promedio de 5 min.

El valor de GHI máxima medida por SOLYS fue de $985.5 \frac{W}{m^2}$ y de ViSoN $972 \frac{W}{m^2}$ entre la 13:00 y 14:00 horas. El error promedio del día fue aproximadamente del 7 %.

En la Figura 3.7, se observar que a lo largo del día se presentan cúmulos más grandes de nubes que van en la trayectoria del sol. En algunas ocasiones estas nubes aparecen o desaparecen repentinamente de un minuto a otro.

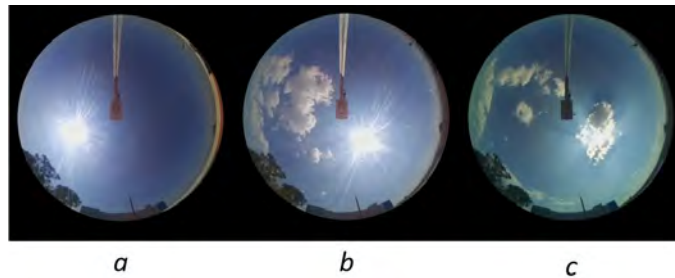


Figura 3.7: Imágenes del cielo para tres instantes de tiempo diferentes del día 14 de Septiembre de 2017. a) 11:53 horas, b) 15:13 horas y c) 15:38 horas.

La gráfica de la componente GHI de los datos obtenidos por SOLYS (curva azul) y ViSoN (curva roja) se encuentran en intervalos de tiempo de 5 minutos, entre las 10:00 hasta las 17:00 horas del día. La curva negra representa el error promedio en cada medición (Figura 3.8). Como se observa en la gráfica, El cálculo de la componente GHI de ViSoN tienen un comportamiento muy similar al obtenido por la componente GHI de SOLYS. No obstante, al igual que el caso anterior se presentan varias discrepancias significativas a lo largo del día, siendo la máxima a las 15:45 con una diferencia de $640 \frac{W}{m^2}$ correspondiente a un error del 219 %. este error tan alto se debe particularmente al desfase de hora que hay entre el uso horario de SOLYS y ViSoN.

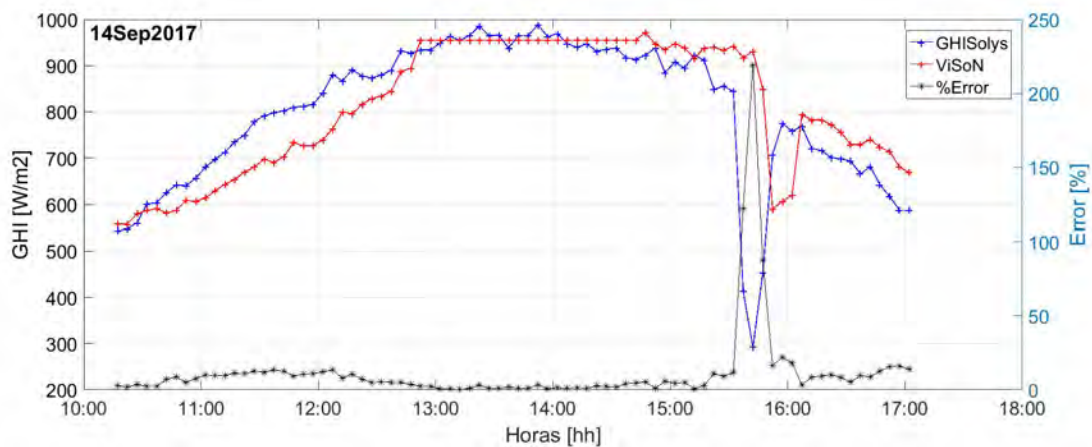


Figura 3.8: Irradiancia Global promedio para el día 14 de Septiembre 2017 para intervalos de tiempo promedio de 5 min.

El valor de GHI máxima medida por SOLYS fue de $972 \frac{W}{m^2}$ y de ViSoN $989 \frac{W}{m^2}$ entre las 13:00 y 15:00 horas. El error promedio del día fue aproximadamente del 11.6 %.

Para los dos casos anteriores, también se muestran las gráficas con intervalos de tiempo de 10 minutos, Figuras 3.9 y 3.10. Como se puede ver en las dos figuras, las dos curvas presentan una tendencia muy parecida a la de su correspondiente día. Aunque, esta resolución temporal de 10 minutos en comparación con la resolución temporal de 5 minutos presentan poca variaciones en la disminución de la componente GHI tanto para SOLYS como para ViSoN, particularmente cuando la componente de radiación solar disminuye por el ocultamiento parcial o total del sol por las nubes.

Para los datos graficados en la Figura 3.9. Presentan un error promedio diario de 6.4 %, con un alto índice de error entre las 10:30 hasta las 12:00 horas del día. Alcanzando un máximo de 18.3 % de error correspondiente a una diferencia de $153.5 \frac{W}{m^2}$, sobre las 11:30 horas.

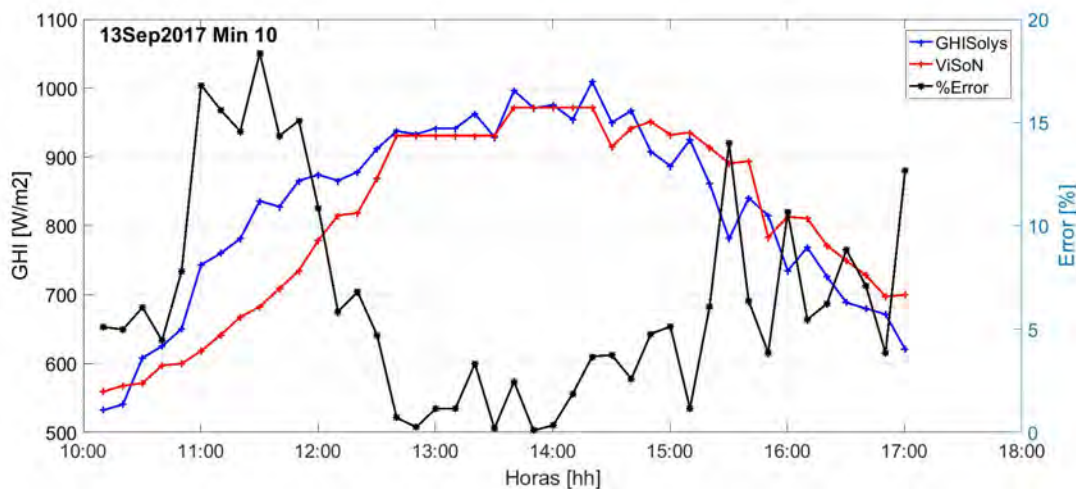


Figura 3.9: Irradiancia Global promedio para el día 13 de Septiembre de 2017 para intervalos de tiempo promedio de 10 min.

Para las gráfica de la figura 3.10. Presenta un error promedio diario de 4 %, con un alto índice de error a las 13:40 horas del día. Alcanzando un error máximo del 158 % correspondiente a una diferencia de $440 \frac{w}{m^2}$.

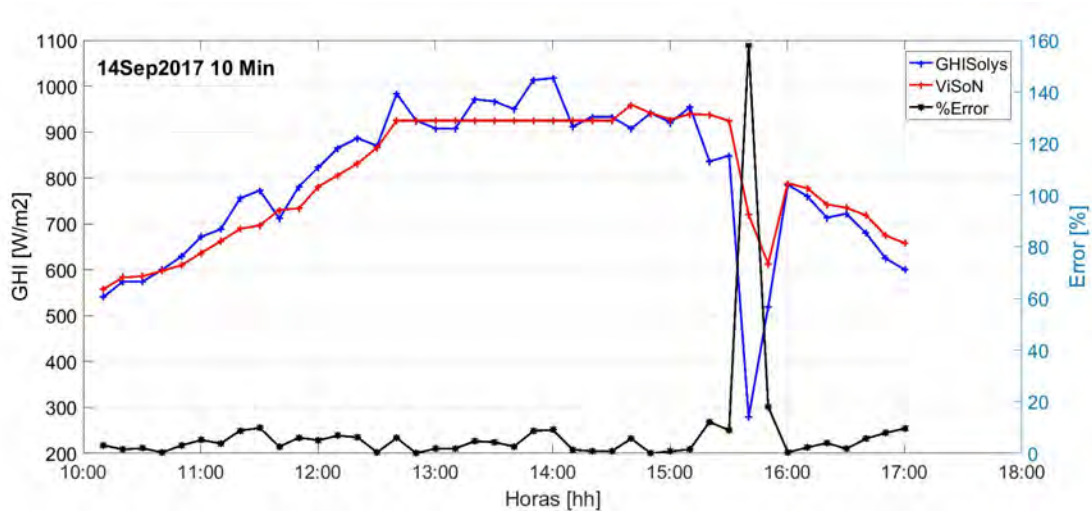


Figura 3.10: Irradiancia Global promedio para el día 14 de Septiembre de 2017 para intervalos de tiempo promedio de 10 min.

La Tabla 3.1 presentan los datos detallados del promedio de la componente GHI para los días 13, 14 de septiembre y 09, 14 de noviembre; la tabla muestra el promedio medido por la estación solarimétrica (SOLYS), El sistema de visión artificial (ViSoN) y el error alcanzado durante el día.

Tabla 3.1: Componente promedio diaria GHI por SOLYS y ViSoN con su respectivo error promedio para cada día.

Fecha	Promedio GHI SOLYS $[\frac{W}{m^2}]$	Promedio GHI ViSoN $[\frac{W}{m^2}]$	Error promedio [%]
14Sep2017 5 min	972	989	11.6
13Sep2017 5 min	825	816	7
14Sep2017 10 min	721	798	4
13Sep2017 10 min	842	811	3
09Nov2017 10 min	719	722	1
14Nov2017 10 min	626	650	10

En La Tabla 3.1, se puede observar que el error promedio más alto para la componente GHI fue del 11.6% para un periodo de tiempo de 5 min y del 10% para un periodo temporal de 10 min.

También se puede observar que los días con promedio temporales de 5 min el error promedio entre los datos de GHI medidos por la estación SOLYS y sistema de visión ViSoN a lo largo del día, son mayores que el error obtenido con intervalos temporales de 10 min. Sin embargo, a resoluciones temporales de 5 min se puede observar mayor variabilidad de la componente GHI en el transcurso del día en relación con las resoluciones temporal de 10 min, como se observan en las gráficas de las Figuras 3.6, 3.8, 3.9 y 3.10. Como se mencionó en algunos apartados de este trabajo, predecir este tipo de variaciones instantáneas de irradiancia solar es de gran importancia porque ayuda a la producción de electricidad de alta calidad, proteger los elementos de la red eléctrica, evita el estrés térmico de los receptores termosolares, que sufren fracturas por golpes de radiación instantánea, mejora la despachabilidad a la red, entre otras.

3.2. DNI

En esta sección se presentan los resultados de la componente Directa de la irradiancia solar para los días 6 y 8 de noviembre, con intervalos de tiempo promediados de 10 minutos.

La Figura 3.11. Muestra tres imágenes para el día 6 de noviembre, a diferentes horas, en donde se observa que no hay nubosidad a lo largo del día, es decir, corresponde a un día completamente despejado.

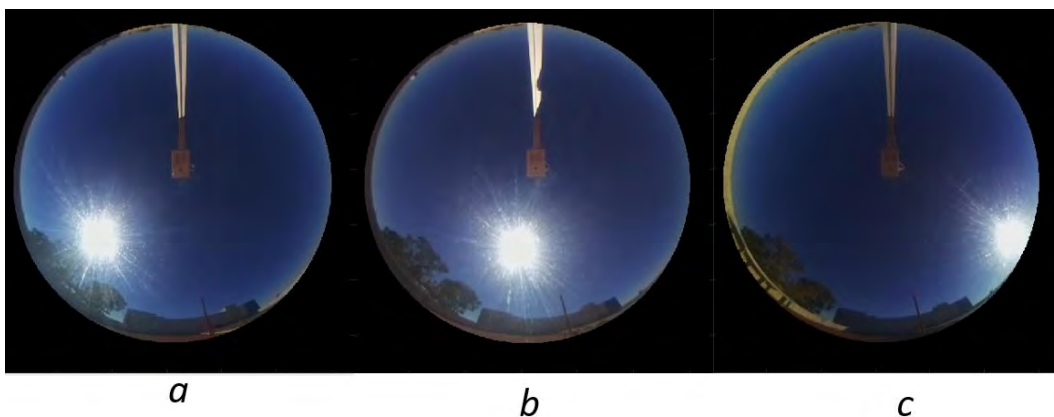


Figura 3.11: *Imágenes del cielo para tres instantes de tiempo diferentes del día del 06 de Noviembre de 2017. a) 10:20 horas, b) 12:20 horas y c) 17:00 horas.*

En la gráfica de la Figura 3.12. se puede observar la curvas para la componente DNI de la estación solarimétrica (SOLYS, curva azul), la componente DNI calculada por el prototipo (ViSoN, curva roja) y el porcentaje de error (curva negra). Las curva de la componente GHI de ViSoN presenta un comportamiento muy similar al obtenido por SOLYS a lo largo del periodo de tiempo comprendido entre las 10:00 y las 17 Horas del día. También se observa que en horas de la mañana se presenta un distanciamiento demasiado significativo alrededor de las 10:00 hasta las 12:30 y en horas de la tarde sobre las 17:00 horas donde se presenta un mayor porcentaje de error debido a una falta de precisión en la metodología empleada y la misma incertidumbre del pirheliómetro que corresponde a un 5 %.

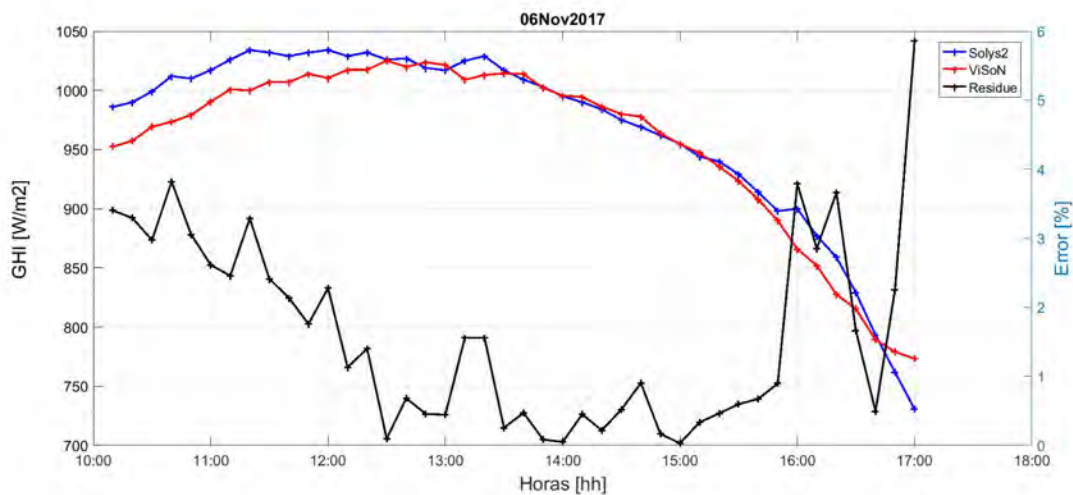


Figura 3.12: Irradiancia Normal Directa (DNI) para el día 06 de Noviembre 2017 para intervalos de tiempo de 10 min.

El error promedio del día fue aproximadamente del 1.5 %.

Para el día 8 de noviembre, la Figura 3.13. Muestra tres imágenes, a diferentes horas para un cielo completamente claro o despejado.

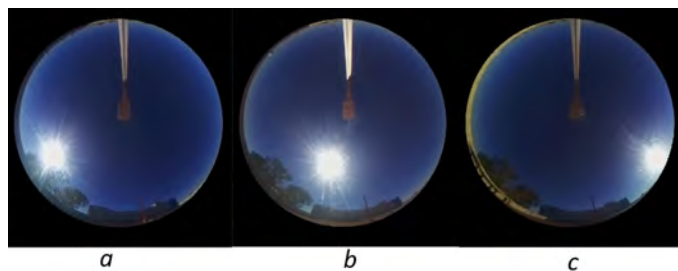


Figura 3.13: Imágenes del cielo para tres instantes de tiempo diferentes del día del 08 de Noviembre de 2017. a) 09:17 horas, b) 12:00 horas y c) 17:00.

En la gráfica de la Figura 3.14. Se puede observar las curvas para la componente DNI de (SOLYS), la componente DNI (ViSoN) y el porcentaje de error. La curva mostradas en la gráfica para la componente GHI calculada por ViSoN presentan un comportamiento similar a la componente GHI obtenida por SOLYS a lo largo del día. También se observa que en horas de la mañana se presenta un distanciamiento demasiado significativo alrededor de las 10:00 hasta las 12:30 horas y en horas de la tarde sobre las 17:00 horas donde se presenta un mayor porcentaje de error, este error probablemente sea causa de la falta de precisión en la metodología empleada y algunos errores sistemáticos presentes en el prototipo.

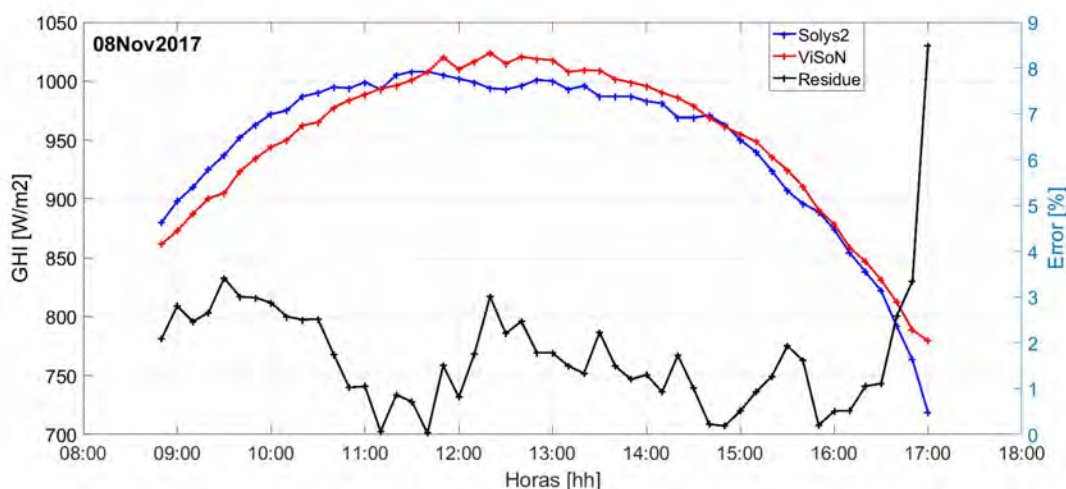


Figura 3.14: Irradiancia Normal Directa (DNI) para el día 08 de Noviembre 2017 para intervalos de tiempo de 10 min.

El error promedio del día fue aproximadamente del 1.7 el cual es muy bueno en comparación a los errores registrados en la literatura %.

Por otro lado, La Tabla 3.2 muestra los datos detallados del promedio de la componente DNI para los días 06 y 08 de noviembre; la tabla muestra el promedio medido por la estación solarimétrica (SOLYS), el sistema de visión artificial (ViSoN) y el error alcanzado durante el día.

Tabla 3.2: *Componente promedio diaria DNI medida por Solys y ViSoN con su respectivo error promedio para cada día.*

Tiempo	Promedio DNI SOLYS $[\frac{w}{m^2}]$	Promedio DNI ViSoN $[\frac{w}{m^2}]$	Error promedio [%]
06Nov2017, 10 min	967	957	1.5
08Nov2017, 10 min	937	938	1.7

Finalmente cabe señalar que el error relativo mostrado en todas las gráficas, pero particularmente para los días 13 y 14 de septiembre (Figuras 3.6 y 3.8), tiene aumentos considerables para ciertos instante. Por ejemplo, para el día 13 de septiembre se alcanza un error relativo del 37.5 % sobre las 15:45 horas, mientras que para el 14 de septiembre se obtuvo un error relativo de 219 % para la misma hora. Gran parte del aumento de este error se debe a algunos errores sistemáticos presente en el prototipo entre ellos podemos encontrar:

- Que SOLYS y ViSoN no se encuentran completamente sincronizados, al pasar el tiempo se incrementa un desfase horario en minutos entre la imagen capturada por ViSoN y los datos registrados por SOLYS. lo cual se puede observar en el corrimiento de los picos causados por la alta variación de la componente GHI en las gráficas de las figuras mencionadas anteriormente.
- La variación en la concentricidad del centro óptico del espejo y el centro de la imagen capturada, debido al un leve movimiento en el perfil horizontal que sujeta a la cámara o una leve rotación del Housing de la Raspberry pi 3 causado por las corrientes de viento del lugar. Lo cual causa que en dos imágenes consecutivas el centro de la imagen se desplace o tenga una ligera rotación una respecto a la otra.
- El deterioro de la calidad del espejo genera destellos o dispersión de luz sobre sus partes rayadas, lo cual afecta la medición en el segmento de la carcasa lambertiana para la componente GHI y deforma la mancha solar reflejada sobre el espejo que es indispensable para la detección de la posición solar sobre la imagen y el promedio de la intensidad de los píxeles del área circunsolar con la cual se mide la componente DNI.

3.3. Cloud Vector

Las Figuras 3.15 y 3.16, muestran una secuencia de imágenes del día 14 de septiembre del 2017 que dan cuenta del desplazamiento que realizan las nubes y el sol durante un

periodo de 50 minutos. En las imágenes se puede observar la forma y el tamaño del reflejo de la mancha solar y de la nube más cercana a él (Figura 3.15a). Durante la secuencia, también se puede ver el vector de desplazamiento de la nube y el sol para un intervalo temporal de 10 minutos.

La serie de imágenes comienza a las 14.45 Horas, Figura 3.15a. A partir de esta imágenes se realizó el seguimiento del sol y la nube al detectar su forma y así obtener las coordenadas del centroide de cada elemento.

En la Figura 3.15b, se puede observar el vector de desplazamiento del sol y la nube en los primeros 10 minutos, La imagen de la Figura 3.15d, es un acercamiento correspondiente al área de dicho desplazamiento. En ambas imágenes se puede notar el desplazamiento realizado por la nube y el sol en relación a la anterior imagen, también se puede notar claramente como la nube cambia su forma y se ve más grande que en el registro anterior.

Las figuras 3.15c y 3.15d pertenecen al siguiente intervalo de tiempo, al igual que el caso anterior, se nota claramente el desplazamiento y cambio de forma de la nube, sin embargo, también se ve claramente que se han detectado dos nubes que en los intervalos anteriores no estaban.

Las Figuras 3.16f, 3.16g y 3.16h. muestran la secuencia de los próximos 30 minutos, al igual que en las Figuras anteriores, en ellas se pueden observar las formas y trayectorias de las nubes y el sol. No obstante, solo se detectan la región más cercana de la nube al sol para obtener un centroide lo más próximo al borde de la nube más cercano al sol y así obtener la distancia y el tiempo que tardaría esa nube en llegar al sol de manera más preciso.

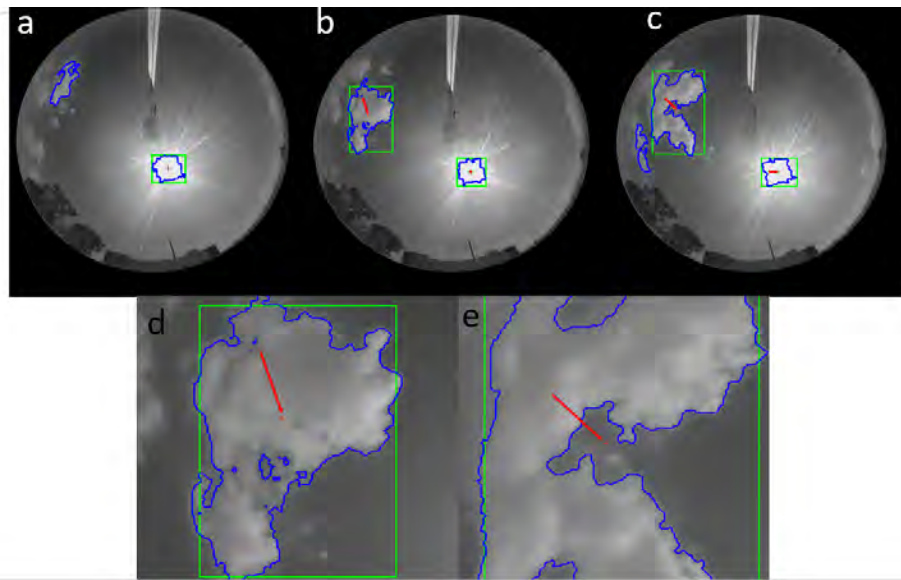


Figura 3.15: Detección y seguimiento de nubes y sol para intervalos de tiempo de 10 min. a) Imagen Inicial 14.45 horas. b) desplazamiento nube y sol 14.55 horas. c) desplazamiento nube y sol 13.05 horas. d) y c) zoom del vector desplazamiento de la nube de las imágenes b) y c) respectivamente.

Las Figuras 3.16i, 3.16j y 3.16k. son un acercamiento al vector de desplazamiento hallado entre cada una de las imágenes f, g y j.

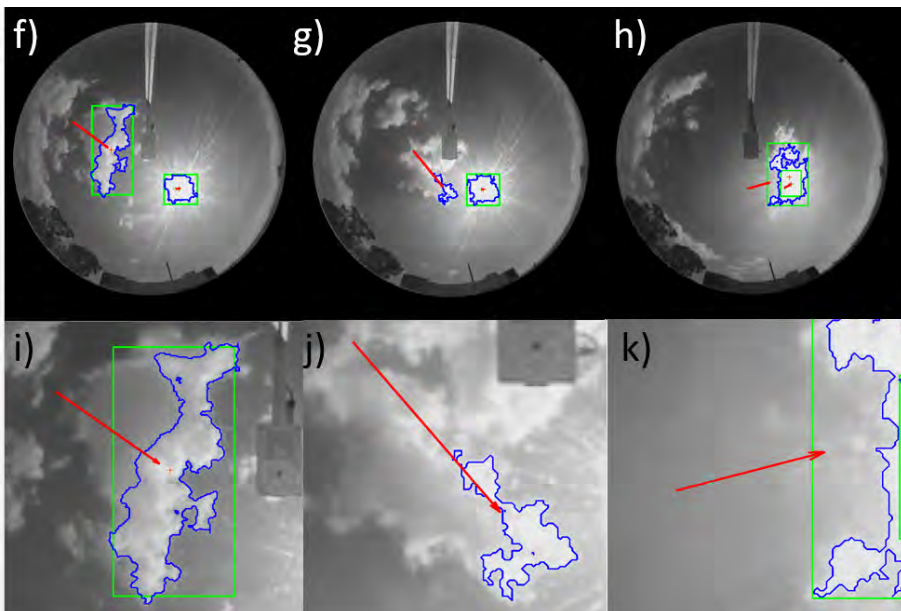


Figura 3.16: Detección y seguimiento de nubes y sol para intervalos de tiempo de 10 min. f) Desplazamiento nube y sol 15.15 horas. g) desplazamiento nube y sol 15.25 horas. h) desplazamiento nube y sol 13.35 horas. i), j) y k) son el zoom del vector desplazamiento de la nube de las imágenes f), g) y h) respectivamente.

La Tabla 3.3 muestra los datos de la distancia entre la nube y el sol, la velocidad en píxeles por segundo a la que se mueve entre dos imágenes consecutivas tomadas cada 10 minutos y el tiempo promedio que tardaría la nube en llegar al sol si se moviera a esa misma velocidad.

Tabla 3.3: *Datos de distancia Nube-Sol en píxeles Velocidad promedio y tiempo de contacto con el Sol.*

Hora	Distancia N-S [Pix]	Velocidad [Pix/s] [10^{-2}]	Tiempo Promedio [min]
10.45	277	NA	NA
14.55	253	8.04	52
15.05	273	5.13	85
15.15	166	10.55	26
15.25	79	9.46	14
15.35	0	0	0

3.4. Conclusiones y oportunidades de trabajo

El objetivo principal de este trabajo de tesis consistía en diseñar y construir un sistema de visión artificial, de bajo costo, capaz de predecir valores de irradiancia solar con horizontes de tiempo superior a los métodos estadísticos convencionales. Por lo cual se realizó una revisión literaria de las diferentes técnicas utilizadas para desarrollar predicción solar particularmente aquellas que se relacionaban con el pronóstico solar a corto plazo y utilizan imágenes de cielo, para identificar factores y características relevantes de su funcionamiento.

Por otro lado, la comunicación entre ViSoN y el sistema de adquisición de datos se realizó de forma simple y sin complicaciones utilizando el sistemas operativo de WINDOWS7, ya que MATLAB® 2016b y versiones posteriores son los únicos que tiene toolbox para soportar la Raspberry Pi modelo 3B. En su momento, se trató de realizar esta comunicación utilizando la plataforma de linux, pero el protocolo no fue exitoso debido a que el sistema no permite ejecutar el toolbox de MATLAB® para la Raspberry Pi.

En segundo lugar, el sistema construido permitió la captura de imágenes de cielo completo cada minuto a una resolución de 1024 x 768 píxeles, con ocho bits por canal durante las 12 horas del día aproximadamente en el Centro de investigaciones en Óptica unidad Aguascalientes. El procesamiento de las imágenes tomadas permitió obtener datos de la componente GHI con resoluciones temporales de 5 min y 10 min. A partir de la variación de la luz reflejada por el espejo sobre un segmento de cáscara lambertiana. Cabe resaltar que este método y sus resultados son el aporte más relevante en este trabajo de investigación, ya que a nuestro conocimiento no se ha presentado descrito anteriormente en la literatura. Análogamente, se obtuvieron datos de la componente DNI de irradiancia solar a partir del promedio de intensidades de los pixeles del área circunsolar para periodos de tiempo de 10 min en días completamente claros.

El error promedio más alto para los resultados de la componente GHI fue del 11.6% para un periodo de tiempo de 5 min y del 10% para un periodo temporal de 10 min. Mientras que la componente DNI el error promedio más alto fue de 1.7% para días completamente claros. Una posible causa del aumento significativo de este error y los errores relativos durante el transcurso del día son los errores sistemáticos presentes en el prototipo, como el movimiento y rotación leve del perfil horizontal y la carcasa de la

cámara, El desfase de sincronización entre los timers de SOLYS y ViSoN y la calidad y deterioro del espejo. La precisión en los resultados podría disminuir con un reajuste del diseño y los algoritmos de adquisición de la imagen junto con un espejo de mejor calidad podrían disminuir considerablemente los errores presentes en los resultados. Además de facilitar el procesamiento y la obtención de datos de las imágenes.

Otro aspecto importante a resaltar del procesamiento de las imágenes fue el reconocimiento y seguimiento de los desplazamientos de las nubes que se van aproximando al sol. El algoritmo desarrollado permitió identificar la forma, tamaño y ubicación del centroide de las nubes y el sol, el vector de movimiento de la nube se halló mediante la ubicación su centroide de una imagen dada y su ubicación en la imagen anterior. Lo cual proporcionó, en cada imagen, una estimación de la distancia, rapidez y tiempo que la nube tardaría en ocultar al sol. Sin embargo, es necesario mejorar y robustecer este algoritmo ya que es fundamental no solo identificar las posiciones de las nubes sino tratar de predecir su comportamiento durante los próximos minutos. Lo cual requiere de una calibración o correlación entre las coordenadas del mundo y los píxeles de la imagen del cielo.

Finalmente y como se mencionó anteriormente es necesario reafirmar que el método usado en este trabajo de investigación es efectivo y es un primer paso para desarrollar sistemas de predicción de imágenes tierra-cielo ya que los resultados obtenidos de las componentes GHI y DNI de la irradiancia solar son confiables y se comportan de manera similar a los datos adquiridos con radiómetros comerciales de alta calidad, pero a bajo costo computacional y con altas resoluciones tanto temporales como espaciales. Además, ViSoN tiene la capacidad de detectar y realizar seguimiento de las nubes más próximas al sol sobre las imágenes, gracias a los algoritmos desarrollados e implementados en el prototipo permitiendo así obtener sus posiciones, trayectorias, velocidad y tiempo que tardaría la nube en hacer contacto con el sol.

ViSoN presenta diversas áreas de oportunidad para mejorar en diversos aspectos, uno de ellos es aumentar la resolución y el rango dinámico de la cámara para lograr obtener más precisión del cálculo de las componentes de radiación solar. Otro aspecto es las coordenadas del espejo y coordenadas de mundo para tener una correlación entre los elementos del cielo sobre la imagen y los del mundo real. Por último, se puede realizar una integración como un sistema embebido preciso, autónomo y de fácil manipulación.

Referencias

- Alanazi, M., Alanazi, A., & Khodaei, A. (2016, May). Long-term solar generation forecasting. In Transmission and Distribution Conference and Exposition (T&D), 2016 IEEE/PES (pp. 1-5). IEEE.
- Bolzi, C. G., Durán, J. C., Dursi, O., Renzini, G., & Gallegos, H. G. (1999). Construcción y ensayo de piranómetros fotovoltaicos de bajo costo desarrollados en la CNEA.
- Cambell & Scientific. (2017). CR1000 Measurement and Control Datalogger. URL : <https://www.campbellsci.es/cr1000>.
- Chauvin, R., Nou, J., Thil, S., & Grieu, S. (2015). Modelling the clear-sky intensity distribution using a sky imager. *Solar Energy*, 119, 1-17.
- Chow, C. W., Urquhart, B., Lave, M., Dominguez, A., Kleissl, J., Shields, J., & Washom, B. (2011). Intra-hour forecasting with a total sky imager at the UC San Diego solar energy testbed. *Solar Energy*, 85(11), 2881-2893.
- Chu, Y., Pedro, H. T., Li, M., & Coimbra, C. F. (2015). Real-time forecasting of solar irradiance ramps with smart image processing. *Solar Energy*, 114, 91-104.
- Denholm, P., & Margolis, R. M. (2007). Evaluating the limits of solar photovoltaics (PV) in traditional electric power systems. *Energy policy*, 35(5), 2852-2861.
- Diagne, M., David, M., Lauret, P., Boland, J., & Schmutz, N. (2013). Review of solar irradiance forecasting methods and a proposition for small-scale insular grids. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 27, 65-76.
- Duffie, J. A., & Beckman, W. A. (2013). *Solar engineering of thermal processes*. John Wiley & Sons.
- ECMWF - European Centre for Medium-Range Weather Forecasts. (2017). Advancing global NWP through international collaboration. England. URL: <https://www.ecmwf.int/en/about/contact-us/location>.
- Florita, A., Hodge, B. M., & Orwig, K. (2013, April). Identifying wind and solar ramping events. In Green Technologies Conference, 2013 IEEE (pp. 147-152). IEEE.

- Gauchet, C., Blanc, P., Espinar, B., Charbonnier, B., & Demengel, D. (2012, May). Surface solar irradiance estimation with low-cost fish-eye camera. In Workshop on Remote Sensing Measurements for Renewable Energy".
- Goswami, D. Y., Kreith, F., & Kreider, J. F. (2000). Principles of solar engineering. CRC Press.
- Hammer, A., Heinemann, D., Lorenz, E., & Lücke, B. (1999). Short-term forecasting of solar radiation: a statistical approach using satellite data. *Solar Energy*, 67(1-3), 139-150.
- Inman, R. H., Pedro, H. T., & Coimbra, C. F. (2013). Solar forecasting methods for renewable energy integration. *Progress in energy and combustion science*, 39(6), 535-576.
- ISO 9060 Solar energy, (1990)—specification and classification of instruments for measuring hemispherical solar and direct NOMENCLATURE solar radiation. In Instrumental Standard ISO 9060, International Organisation for Standardization (ISO), Geneva, Switzerland
- Jiménez, A. M. (2014). Modelos de predicción a corto plazo de la generación eléctrica en instalaciones fotovoltaicas (Doctoral dissertation, Universidad de La Rioja).
- Kipp & Zonen. (2017). Instrumentos solares, URL: <http://www.kippzonen.es/ProductGroup/85/Instrumentos-Solares>.
- Kleissl, J. (2013). Solar energy forecasting and resource assessment. Academic Press.
- Kurtz, B., & Kleissl, J. (2017). Measuring diffuse, direct, and global irradiance using a sky imager. *Solar Energy*, 141, 311-322.
- Leone, J., & Leone, W. (2017) Department of energy and mineral engineering, Radiation Characteristics of Opaque Materials. URL: <https://www.e-education.psu.edu/eme811/node/7>.
- Lew, D., Brinkman, G., Ibanez, E., Hodge, B. M., Hummon, M., Florita, A., & Heaney, M. (2013). The western wind and solar integration study phase 2 (No. NREL/TP-5500-55588). National Renewable Energy Laboratory (NREL), Golden, CO.
- Lorenzo, A. T., Holmgren, W. F., & Cronin, A. D. (2015). Irradiance forecasts based on an irradiance monitoring network, cloud motion, and spatial averaging. *Solar Energy*, 122, 1158-1169.

- Lorenz, E., Hurka, J., Heinemann, D., & Beyer, H. G. (2009). Irradiance forecasting for the power prediction of grid-connected photovoltaic systems. *IEEE Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 2(1), 2-10.
- Lorenz, E., Kühnert, J., & Heinemann, D. (2012, September). Short term forecasting of solar irradiance by combining satellite data and numerical weather predictions. In *Proceedings of 27th European Photovoltaic Solar Energy Conference*, Valencia, Spain (pp. 4401-440).
- Lund, I. A. (1968). Relationships between insolation and other surface weather observations at Blue Hill, Massachusetts. *Solar Energy*, 12(1), 95-106.
- Marquez, R., & Coimbra, C. F. (2011). Forecasting of global and direct solar irradiance using stochastic learning methods, ground experiments and the NWS database. *Solar Energy*, 85(5), 746-756.
- Marquez, R., & Coimbra, C. F. (2013). Intra-hour DNI forecasting based on cloud tracking image analysis. *Solar Energy*, 91, 327-336.
- Marrodán Fernández, J. (2012). Piranómetro fotovoltaico.
- Mandal, H., Agostinelli, G., Bardoulli, P., Gassner K., Govindarajalu, C., Jones R., & Kenllerberg, J. (2015). Utility-Scale solar photovoltaic power plants. International finance Group. URL: <https://www.ifc.org/wps/wcm/connect/f05d3e00498e0841bb6fbb654d141794/IFC+Solar+ReportWeb+08+05.pdf?MOD=AJPERES>
- Mellit, A., & Kalogirou, S. A. (2008). Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications: A review. *Progress in energy and combustion science*, 34(5), 574-632.
- Mellit, A., & Pavan, A. M. (2010). A 24-h forecast of solar irradiance using artificial neural network: Application for performance prediction of a grid-connected PV plant at Trieste, Italy. *Solar Energy*, 84(5), 807-821.
- Meza, F., & Varas, E. (2000). Estimation of mean monthly solar global radiation as a function of temperature. *Agricultural and Forest Meteorology*, 100(2-3), 231-241.
- NOAA-National oceanic and atmospheric administration. (2017). Global Forecast System (GFS). USA. Recuperado de <https://www.ncdc.noaa.gov/data-access/model-data/model-datasets/global-forecast-system-gfs>
- Nou, J., Chauvin, R., Thil, S., Eynard, J., & Grieu, S. (2015). Clear-sky irradiance model for real-time sky imager application. *Energy Procedia*, 69, 1999-2008.
- Paulescu, M., Mares, O., Paulescu, E., Stefu, N., Pacurar, A., Calinoiu, D., ... & Boata,

- R. (2014). Nowcasting solar irradiance using the sunshine number. *Energy Conversion and Management*, 79, 690-697.
- Rösemann, R. (2011). . *A Guide to Solar Radiation Measurement: From Sensor to Application*, Kipp & Zonen, 2011. P. 218
- Reikard, G. (2009). Predicting solar radiation at high resolutions: A comparison of time series forecasts. *Solar Energy*, 83(3), 342-349.
- Sener & Prodecen, (2017). Programa de Desarrollo del Sistema Eléctrico Nacional 2017-2031. México. URL: <https://www.gob.mx/sener/acciones-y-programas/programa-de-desarrollo-del-sistema-electrico-nacional-33462>
- Trapero, J. R., Kourentzes, N., & Martin, A. (2015). Short-term solar irradiation forecasting based on dynamic harmonic regression. *Energy*, 84, 289-295.
- Velasco, J. G. (2009). *Energías renovables*. Reverte
- Vignola, F., Harlan, P., Perez, R., & Kmiecik, M. (2007). Analysis of satellite derived beam and global solar radiation data. *Solar Energy*, 81(6), 768-772.
- Willy, D. M., Dyreson, A., Acker, T. L., Morgan, E., & Flood, R. K. (2014). Dead band method for solar irradiance and power ramp detection algorithms. In 43rd ASES National Solar Conference 2014, SOLAR 2014, Including the 39th National Passive Solar Conference and the 2nd Meeting of Young and Emerging Professionals in Renewable Energy. American Solar Energy Society.
- Yang, H., Kurtz, B., Nguyen, D., Urquhart, B., Chow, C. W., Ghonima, M., & Kleissl, J. (2014). Solar irradiance forecasting using a ground-based sky imager developed at UC San Diego. *Solar Energy*, 103, 502-524.
- Yona, A., Senjyu, T., Funabashi, T., & Kim, C. H. (2013). Determination method of insolation prediction with fuzzy and applying neural network for long-term ahead PV power output correction. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 4(2), 527-533.
- Yule, G. U. (1927). VII. On a method of investigating periodicities disturbed series, with special reference to Wolfer's sunspot numbers. *Phil. Trans. R. Soc. Lond. A*, 226(636-646), 267-298.
- Zamarbide Ducun, I. (2014). *Predicción de radiación solar a corto y medio plazo*. Pamplona

Anexo

Adquisición y almacenamiento de la imagen

```
1
2 /* %%Lic. Cesar Mauricio Pe~na Martinez
3 % Centro de Investigaciones en Optica, A.C – Unidad Aguascalientes
4 % Grupo de Investigaci?n e Ingenier?a en Energ?a Solar (GIIE–Sol)
5
6 %%—————Adquisicion y almacenamiento de la imagen ————— */
7 close "all"; clc; clear "all";
8
9 /* %%Configuracion y parametros de la camara */
10
11
12 myras = raspi(); /*% Guarda y reconoce los perifericos de la rasp*/
13 mycam = cameraboard(myras, 'Resolution', '1024 x 760'); /*%Propiedades y
14     configuracion de la camara*/
15
16
17 /*%Parametros de la camara*/
18
19 mycam.Brightness = 50;
20 mycam.Contrast = 0;
21 mycam.Saturation = 30;
22 mycam.Sharpness = 30;
23 mycam.ExposureMode = 'spotlight';
24 mycam.AWBMode = 'sun';
25
26 %%Primeras tomas para mirar calidad de la imagen.
27
28 for I=1:8
29     img = snapshot(mycam); /*%Toma de la imagen img*/
30     subplot(121);
31     imagesc(img); axis 'equal'; /*% muestra la imagen */
32     drawnow
33     subplot(122);
34     histogram(img); /* %Histograma de la imagen*/
35     pause(2)
36 end
37
38 /*%%Sincronizacion y toma de la imagen cada minuto */
```

```
36
37 t=0;
38
39 while t==0
40
41     Fe_Ho = datetime('now'); /* %Aquiriendo Fecha y Hora de la computadora
42         en formato "07-Jun-2018 15:18:07" */
43
44     Fec_Hor = clock; /*%Aquiriendo Fecha y Hora de la computadora como
45     vector [] */
46
47     Char_Fe_Ho = datestr(Fe_Ho); /*%Pasando la Fecha a String /
48     segu = Char_Fe_Ho(1,19:20); /*% Tomando el segundo*/
49     seg = str2double(segu); /*%Pasando los segundos de String a double*/
50
51     if seg == 13 /*%Se captura la foto al segundo 13 de cada min */
52         for j=1:4 /*%Borrar la fotografias anteriores guardadas en la
53         memoria.*/
54             img = snapshot(mycam);
55             end
56
57             img = snapshot(mycam); /*% Capturando la imagen*/
58             pause(3)
59
60             Fecha_Hora = [num2str(Fec_Hor(3)), '-', num2str(Fec_Hor(2)), '-',
61             num2str(Fec_Hor(1)), ',', num2str(Fec_Hor(4)), '-', ...
62             , num2str(Fec_Hor(5))]
63             imwrite(img, strcat(Fecha_Hora, '.jpg')) /*%foto guardada con alias en
64             formato 8-9-2017,10-6-13 (MM-DD-AAAA,HH-MM-SS)*/
65
66             DatFeHo = [Char_Fe_Ho(1,1:2) Char_Fe_Ho(1,4:6) Char_Fe_Ho(1,8:11)
67             Char_Fe_Ho(1,13:14) Char_Fe_Ho(1,16:17)]
68             imwrite(img, strcat(DatFeHo, '.jpg')) /*%foto guardada con el alias en
69             formato 08Nov20170835*/
70
71         end
72     end
```

Código Matlab; Procesamiento de la imagen y cálculo de GHI y DNI

```
1
2 /*%%Dr. Manuel Ignacio Pe~na Cruz & Cesar Mauricio Pe~na Martinez
3 % Centro de Investigaciones en Optica , A.C – Unidad Aguascalientes
4 % Grupo de Investigaci?n e Ingenier?a en Energ?a Solar (GIIE–Sol)
5
6 %%—————Testing GHI —————*/
7
8
9 clc , close all , clear all ,
10 warning( 'off' )
11
12 /*%%Solar constant*/
13
14 GCS = 1035;% Constante Solar
15
16 /*%%Lectura de la Imagen —————*/
17
18 [namefoto , pathname , filterindex] = uigetfile( { '*.jpg;*.tif;*.png;*.gif'
19 , 'All Image Files' ; ...
20 '*.*' , 'All Files' } , 'mytitle' , 'Pick a file' , 'MultiSelect' , 'on' );
21 %Seleccion de la imagen.
22 srcFiles = dir( pathname );
23 for i = 1 : length( srcFiles )
24 filename = strcat( pathname , srcFiles( i ) . name );
25 end
26
27 testday = namefoto( 1:9 ); %Dia de prueba
28 year = namefoto( 6:9 ); %A~no
29 mes = namefoto( 3:5 ); %Mes
30
31 if mes == 'Jul'
32 month = '07'
33 elseif mes == 'Agu'
34 month = '08' ;
35 elseif mes == 'Sep'
36 month = '09' ;
37 elseif mes == 'Oct'
38 month = '10' ;
39 elseif mes == 'Nov'
40 month = '11' ;
41 else
42 month = '12' ;
43 end
```

```

44 Day = namefoto(1:2) %Dia
45
46 %Iniciando variables
47 cont = 1;
48 center = 0;
49 radius = 0;
50
51 steps = length(srcFiles);
52
53 for Tr = 4:length(srcFiles)
54
55 %computations take place here
56
57 picTry = srcFiles(Tr).name;
58
59 %waitbar(Tr / steps)
60
61 /*%%Angulos solares SZA, SAA*/
62
63 Fecha=[str2double(year),str2double(month),str2double(Day)]; %year-month-
        day
64 tiempo=now;
65 a=datestr(tiempo,15);
66 hora=datevec(a);
67 hora(4) = str2num(picTry(10:11));
68 hora(5) = str2num(picTry(12:13));
69
70 run SolarAnglesDB.m %programa angulos solares
71 SZA(cont) = theta_z;
72 SAA(cont) = gamma_s;
73
74 /*%%————— Leyendo la imagen —————*/
75
76 img = imread([pathname,picTry]);
77
78
79 /*%%recortar en circulo*/
80 reco= imcrop(img,[180,100,640,700]);%Recorte de la imagen
81 imageSize = size(reco);
82 ci = [(imageSize(1)/2) - 10 , (imageSize(2)/2) - 20 , 290]; %center
        and radius of circle ([c_row, c_col, r])
83 [xx,yy] = ndgrid((1:imageSize(1))-ci(1),(1:imageSize(2))-ci(2));
84 mask = uint8((xx.^2 + yy.^2)<ci(3)^2);% generando la mascara del recorte
85 croppedImage = uint8(zeros(size(reco)));% generaldo la matriz de ceros
        para el recorte
86 croppedImage(:,:,1) = reco(:,:,1).*mask;% Aplicando la mascara en los

```

```

    canares RGB
87 croppedImage(:, :, 2) = reco(:, :, 2) .* mask;
88 croppedImage(:, :, 3) = reco(:, :, 3) .* mask;
89
90 IMr = croppedImage(:, :, 1); %Canal Rojo
91 IMg = croppedImage(:, :, 2); %Canal Verde
92 IMb = croppedImage(:, :, 3); %Canal Azul
93
94 imshow(IMg)
95 % figure(1), subplot(1,4,2), subimage(croppedImage),
96
97 /* %%Binarizacion de la imagen*/
98
99 imggris=rgb2gray(croppedImage); % convirtiendo la imagen a escala de
    grises
100 BW = imbinarize(imggris,0.9175); %binarizando la imagen para el
    seleccionar la mancha solar
101
102 %%hallando el circulo solar funcion imfindcircle
103
104 centerPas = center;
105 radPas = radius;
106
107 Rmin = 15; Rmax = 100;
108 [center, radius] = imfindcircles(BW,[Rmin Rmax], 'Sensitivity', 0.9);
109 %iscircles(center, radius, 'EdgeColor', 'g');
110 % hold on;
111 % plot(center(:, 1), center(:, 2), 'bx', 'LineWidth', 2)
112 TamVecCen = size(center);
113
114 if isempty(radius) || TamVecCen(1) > 1;
115
116 disp('si lo reconoce')
117 center = [centrocolumn(end) centrofila(end)];
118 radius = 28;
119
120 end
121
122 centrocolumn(Tr) = center(1);
123 centrofila(Tr) = center(2);
124
125 [cs1, cs2] = size(radius);
126
127 if cs1 == 0
128
129 cenSol(:, :, cont) = centerPas(1, :);

```



```

130 radSol(cont,:) = radPas(1,:);
131 end
132
133 if cs1 > 1
134
135 cenSol(:,:,cont) = center(1,:);
136 radSol(cont,:) = radius(1,:);
137 end
138
139 if cs1 ==1
140
141 cenSol(:,:,cont) = center;
142 radSol(cont,:) = radius;
143 end
144
145 %%Cilueta del sol
146
147 [columnsInImage rowsInImage] = meshgrid(1:imageSize(2), 1:imageSize(1))
    ;% Tama?o de la matriz columna fila
148 % Next create the circle in the image.
149
150 centerX = cenSol(:,1,cont);%Circulo centrado en el centroide del
    bouldinBox para el sol
151 centerY = cenSol(:,2,cont);%Circulo centrado en el centroide del
    bouldinBox para el sol
152 radio = floor(radSol(cont,1)) + 1;
153 Tamsol = 2*radio;
154 circlePixels = (rowsInImage - centerY).^2 + (columnsInImage - centerX)
    .^2 <= radio.^2;
155 imcircuSol = circlePixels;
156 imcircuSol(circlePixels < 0.47) = 256;% cambiando intensidad de pixeles
    blancos a negros
157 imcircuSol(circlePixels > 0.6) = 0;
158 imcircuSol([1:315],[285:320])=0;
159
160 %%Omitiendo sol y base de la camara
161 griBasecam = immultiply(imcircuSol, imggris);%imagentamago son para
    eliminar sol en imagen grises
162
163 /* %%Recortando la region en el canal verde de la imagen */
164 cutG = imcrop(IMg,[(floor(cenSol(:,1,cont) - 50)) (floor(cenSol(:,2,cont)
    ) - 50)) (Tamsol*2) (Tamsol*2)]); %Area de interes canal verde
165
166
167 /* %%Region de interes en la carcasa de la raspberry*/
168 houseG = imcrop(IMg, [305, 280, 5, 5]);

```

```

169 % figure(1), subplot(1,4,4), imagesc(houseG), axis square
170
171 /* %%Medicion de la intensidad Housin y CSK (k) */
172
173 EGdark = 23;% Minima intensidad
174 EGmax = 235;% Maxima intensidad
175 Hmax = 80; %Maxima intensidad en Housing
176 EGmeasured(cont) = mean(mean(cutG));
177 Hmeasured(cont) = mean(mean(houseG));
178
179 if Hmeasured(cont) > Hmax
180 Hmeasured(cont) = Hmax;
181 Horiginal(cont) = Hmeasured(cont);
182 else
183 Hmeasured(cont) = Hmeasured(cont);
184 end
185
186 EGmeasured(cont) = mean(mean(cutG));
187 Hmeasured(cont) = mean(mean(houseG));
188
189 if Hmeasured(cont) > Hmax
190 Hmeasured(cont) = Hmax;
191 Horiginal(cont) = Hmeasured(cont);
192 else
193 Hmeasured(cont) = Hmeasured(cont);
194 end
195
196 k(cont) = Hmeasured(cont) / Hmax; %Ecuacion importante para determinar
    el CSK
197
198
199 if k(cont) > 1.0
200
201 k(cont) = 1;
202 disp(' - AQUÍ 1!! ')
203 else
204 k(cont) = k(cont);
205 %disp(' AQUÍ NO!! ')
206 end
207
208 /* %%GHI CSK*/
209
210
211 %DNI(cont) = round(Gsc * cosd(SZA(cont)) * k(cont)); %+ a4; % Ecuacion
    para la componente DNI
212 IRR(cont) = round(GCS * k(cont));%Ecuacion para la componente GHI

```

```

213 fprintf(['\nGHI_{raw} = ', num2str(IRR(cont)), ' W/m2 - ', picTry ]);
214 cont = cont + 1;
215 end
216
217
218
219 /*%%Base de datos SOLYS Initialize variables. */
220 Nomxlsx = [Day, '-', month, '-', year, '.xlsx'];
221 [~, ~, raw, dates] = xlsread(Nomxlsx, 'Hoja1', 'A2:D44', '',
    @convertSpreadsheetExcelDates);
222 raw = raw(:, [2, 3, 4]);
223 dates = dates(:, 1);
224
225 %Create output variable
226 data = reshape([raw{:}], size(raw));
227
228 %Allocate imported array to column variable names
229 FechaHora = datetime([dates{:}, 1], ' ', 'ConvertFrom', 'Excel');
230 Date = FechaHora(2:end, 1);
231 Directa = data(:, 1);
232 Global = data(2:end, 2);
233 Difusa = data(:, 3);
234
235 clearvars data raw dates;
236
237 /*%% Valores promedios de n = 10 y n = 5 min */
238
239 n = 10; % average every n values
240 k_avg = arrayfun(@(i) mean(k(i:i+n-1)), 1:n:length(k)-n+1)';
241 IRR_avg = arrayfun(@(i) mean(IRR(i:i+n-1)), 1:n:length(IRR)-n+1)'; % the
    averaged vector GHI ViSoN
242
243 maxi = max(IRR_avg)
244 mini = maxi - 60
245 positionfind = find(IRR_avg > mini & IRR_avg <= maxi)
246 tamvecposi = length(positionfind)
247
248 for ii = 1: tamvecposi
249 indice = positionfind(ii)
250 IRR_avg(indice) = IRR_avg(indice - 1)
251 end
252
253 /* %%Residues SOLYS vs ViSoN*/
254
255 GHIresidue = Global - IRR_avg;
256 GHIresiduepor = (GHIresidue ./ Global).*100;

```

```
257
258
259 /*%% Plot GHI*/
260
261 figure , plot(Date, Global, '+-blue', 'LineWidth', 2), grid on
262 title (strcat('DNI comparison - 10 minute average ', namefoto(1:9)),
        'FontSize', 14)
263 hold on,
264 plot(Date, IRR_avg, '+-red', 'LineWidth', 2)
265 xlabel('Horas', 'FontSize', 20); ylabel('GHI (W/m2)', 'FontSize', 20);
266
267 yyaxis right
268 plot(Date, mean(GHIresiduepor(8:end)), 'black-*', 'LineWidth', 2);
269
270 ylabel('%Error', 'FontSize', 20);
271 datetick('x', 15);
272 legend('Solys2', 'ViSoN', '%Error'),
273 hold off,
274
275 %%
276
277 figure , plot( Global, '+-blue', 'LineWidth', 2), grid on
278 title (strcat('DNI comparison - 10 minute average ', namefoto(1:9)),
        'FontSize', 14)
279 hold on,
280 plot(IRR_avg, '+-red', 'LineWidth', 2)
281 hold on,
282 %plot(GHIresiduepor, '+-black', 'LineWidth', 2)
283 %hold on
284 plot(1:54, mean(GHIresiduepor), 'o-yellow', 'LineWidth', 2)
285 hold on
286 %plot(1:54, facclearsky, '+-green', 'LineWidth', 2)
287 % %datetick('x', 15);
288 legend('Solys2', 'ViSoN', '%Error'),
289 hold off,
```