

# Trabajo de Fin de Carrera

## Ingeniería Electrónica, Robótica y Mecatrónica

### Predicción de radiación solar a corto plazo mediante imágenes de cielo y visión por computador

Autor: Julián López Gordillo

Tutor: Carlos Vivas Venegas

**Dpto. Ingeniería de Sistemas y Automática**  
**Escuela Técnica Superior de Ingeniería**  
**Universidad de Sevilla**

Sevilla, 2018





Trabajo de Fin de Carrera  
Ingeniería Electrónica, Robótica y Mecatrónica

# **Predicción de radiación solar a corto plazo mediante imágenes de cielo y visión por computador**

Autor:

Julián López Gordillo

Tutor:

Carlos Vivas Venegas

Profesor Contratado Doctor

Dpto. Ingeniería de Sistemas y Automática  
Escuela Técnica Superior de Ingeniería  
Universidad de Sevilla

Sevilla, 2018



Trabajo de Fin de Carrera: Predicción de radiación solar a corto plazo mediante imágenes de cielo y visión por computador

Autor: Julián López Gordillo  
Tutor: Carlos Vivas Venegas

El tribunal nombrado para juzgar el trabajo arriba indicado, compuesto por los siguientes profesores:

Presidente:

Vocal/es:

Secretario:

acuerdan otorgarle la calificación de:

El Secretario del Tribunal

Fecha:



# Resumen

---

La energía solar fotovoltaica está llamada a ser una de las energías del futuro. No obstante, aun existen obstáculos por superar, como su variabilidad, especialmente aquella causada por la oclusión del sol debido a la nubosidad local. Para que pueda integrarse de forma masiva en la red eléctrica, es necesario poder predecir dichas fluctuaciones a corto plazo. Dichas predicciones se obtienen a partir de imágenes del cielo tomadas mediante cámaras a nivel terrestre, pues solo así se puede aspirar a un horizonte temporal de minutos (en comparación al horizonte temporal de horas de las imágenes por satélite). En este trabajo se realiza una revisión del estado del arte de las técnicas utilizadas en este campo de estudio, mostrando los distintos enfoques utilizados, y explicando las limitaciones de cada técnica. Para ello, se divide el problema según tres fases: segmentación semántica, estimación del movimiento, y predicción. Además, se ponen en práctica algunas de las técnicas estudiadas, mostrando cómo se integran para dar lugar a un solo algoritmo. En ese ámbito, se detalla el preprocesado realizado a las imágenes obtenidas por la cámara, además de la implementación de las demás fases ya mencionadas. Aunque la calidad de los resultados dista mucho de aquella necesaria para ser implementada en sistemas reales, los experimentos realizados constituyen una demostración didáctica de las distintas fases que forman el proceso de predicción, y pueden servir de punto de partida para aquel que busque comprender mejor dicho proceso.





# Abstract

---

Solar power is targeted towards becoming one of the main sources of energy in the future. Yet, there are still some limitations to overcome, such as its variability, especially that caused by the occlusion of the sun by the local cloudiness. For solar power to be massively integrated into the electrical grid, short-term forecasts about such fluctuations are necessary. Such forecasts are obtained from whole-sky images taken by ground-based cameras, since that is the only method able to aim at a forecast horizon of minutes (in contrast to the forecast horizon of hours obtained with satellite images). In this project, a revision of the state of the art techniques used in this field of study is conducted, showing the approaches taken, and explaining the limitations of each technique. For that matter, the process is divided in three stages: semantic segmentation, motion estimation, and forecasting. Furthermore, some of the revised techniques are put into practice, showing their integration into a single algorithm. In this case, the preprocessing applied to the images obtained by the camera is described in detail, as well as the implementation of the aforementioned stages. Although the quality of the results is far from the required to be implemented in real systems, the experiments conducted constitute a didactic demonstration of the different stages which form the forecasting process, and can serve as a starting point for those looking for understanding the process as a whole.



# Índice

---

<i>Resumen</i>	I
<i>Abstract</i>	III
<b>1 Introducción</b>	<b>1</b>
1.1 Motivación	1
1.2 Planteamiento del problema	2
1.3 Finalidad	3
1.4 Estructura de la memoria	3
<b>2 Estado del arte</b>	<b>5</b>
2.1 Segmentación semántica	5
2.1.1 Selección del umbral	5
2.1.2 Redes neuronales	6
2.2 Estimación del movimiento	6
2.2.1 Block matching	7
2.2.2 Flujo óptico	7
2.2.3 Otros métodos	7
2.3 Predicción	8
2.4 Conclusiones	8
<b>3 Trabajo práctico</b>	<b>9</b>
3.1 Obtención de imágenes	9
3.2 Segmentación semántica	11
3.2.1 Método de Otsu	11
3.2.2 Exclusión del disco solar	12
3.3 Métodos morfológicos	14
3.3.1 Elemento estructurador	14
3.3.2 Elección del método morfológico	15
3.4 Estimación del movimiento	18
3.4.1 Flujo óptico	18
3.4.2 Block-matching	20
3.5 Predicción	21
3.5.1 Elección del horizonte temporal	21
3.5.2 Obtención de resultados	21
3.6 Resultados	23
3.6.1 Experimentos ilustrativos	23
Caso favorable	23
Caso problemático	24
Caso inalcanzable	24
3.6.2 Baterías de pruebas	28

Gráficas	28
Tabla	31
<b>4 Conclusiones</b>	<b>33</b>
4.1 Limitaciones	33
4.2 Valoración	34
4.3 Trabajo futuro	35
<b>Apéndice A Código desarrollado</b>	<b>37</b>
A.1 Software utilizado	37
A.2 Script principal	37
A.3 Preprocesado de imágenes	41
<i>Índice de Figuras</i>	43
<i>Bibliografía</i>	45

# 1 Introducción

---

## 1.1 Motivación

La variabilidad e intermitencia en la generación de energía solar han supuesto uno de los mayores obstáculos a la hora de integrar dicha energía a la red. Para mitigar la inestabilidad en el flujo de entrada de energía solar se han propuesto varias soluciones: baterías de reserva, generadores de apoyo, y una planificación más precisa en los sistemas de potencia.

Sin embargo, la efectividad de la mayoría de estas soluciones depende fuertemente de una precisa predicción de las fluctuaciones en la generación de energía solar. Dicha dependencia ha dado lugar a numerosos estudios de investigación sobre modelado y predicción de la irradiación solar.

Puesto que las nubes constituyen la causa principal en la intermitencia de la irradiación solar y, por tanto, de la salida en potencia de un panel fotovoltaico, predecir la variabilidad de la irradiación solar se traduce en estimar los movimientos y propiedades de las nubes para poder crear un modelo fidedigno del cielo a partir de ellas.

Durante las últimas décadas, se han realizado estudios para modelar y monitorizar nubes usando imágenes de satélites geoestacionarios, y predecir así la irradiación solar [15, 8]. No obstante, este enfoque funciona a medio plazo, con horizontes temporales de entre media hora a seis horas. Sin embargo, dado el crecimiento del mercado de paneles solares, cada vez se hacen más necesarias predicciones con horizontes temporales y resoluciones espaciales menores, acordes con el funcionamiento de dichos paneles.

Una técnica que consigue satisfacer dichos requerimientos es el uso de cámaras ubicadas en lo alto de edificios (teniendo así la misma perspectiva que los paneles), capaces de captar la totalidad del cielo. A diferencia de las imágenes por satélite, en estas se pueden visualizar las nubes desde un punto de vista local y en tiempo real, con una resolución espacial menor a un kilómetro.

Consecuentemente, estos sistemas están siendo ampliamente utilizados para determinar la fracción del cielo cubierto por nubes, y para estudiar y clasificar características de las mismas. Con el apoyo de otras técnicas en los campos de visión por computador y aprendizaje automático, se ha conseguido extraer información como la opacidad, altitud, cantidad, o tipo de las nubes [18, 12].

A la hora de predecir la irradiación solar, estos sistemas tratan de estimar el efecto de oclusión solar, principalmente. Ello implica identificar los píxeles del sol afectados por la oclusión en la imagen, pero también estimar la proporción de cielo cubierto y el movimiento de las nubes en el futuro para poder predecir la oclusión a corto plazo.

## 1.2 Planteamiento del problema

Como se ha expuesto anteriormente, la información disponible para ser estudiada consiste en imágenes de gran angular del cielo. A partir de ellas, se han de obtener características de las nubes, una estimación de su movimiento, el estado del disco solar, y una predicción para el futuro.

Hay multitud de enfoques y de posibles acercamientos en todas las etapas del proceso, aquí se expondrán algunos de los ellos. No obstante, téngase en cuenta que existen otras alternativas que no siguen estrictamente el siguiente proceso:

1. El primer paso lógico consiste en determinar qué píxeles de la imagen pertenecen a las nubes, para así poder aislarlas y comenzar a extraer información de ellas. Dicho problema recibe el nombre de segmentación semántica.
2. Anterior y/o posterior a la segmentación, puede venir una etapa de procesado de la imagen. En ella, se refina la imagen para destacar la información que nos interesa, y atenuar aquellos elementos indeseados. Por ejemplo, un tratamiento típico es la eliminación de los edificios colindantes, u operaciones sobre los canales de color para aumentar el contraste entre las nubes y el cielo.
3. Tras ello, la etapa de estimación del movimiento. De nuevo, existen variadas técnicas, pero la finalidad de todas ellas es la misma: conseguir capturar de alguna forma el movimiento de las nubes observando sucesivas imágenes en una secuencia. Un problema habitual reside en la deformación de las nubes por la formación o evaporación de las mismas, pues suele confundir a los algoritmos de estimación de movimiento creando lecturas erróneas.
4. Una vez tengamos una estimación del movimiento, y con el disco solar identificado, se puede proceder a realizar una predicción. Dicha predicción suele realizarse trasladando el movimiento en el tiempo, y luego clasificando los píxeles en la región solar como pertenecientes a las nubes o al sol, aunque existen métodos mas sofisticados. En ocasiones también se dispone de un medidor de irradiación, el cual proporciona información complementaria a aquella obtenida mediante las imágenes.
5. Por último, es conveniente hacer una sección de evaluación de los resultados obtenidos, donde se comparan las predicciones realizadas con los resultados reales obtenidos a posteriori. Asimismo, se suelen tener en cuenta otros métodos utilizados en la actualidad, para entender en qué áreas la técnica utilizada supone una mejora respecto de otras, y en cuáles no rinde tan bien.

### 1.3 Finalidad

La finalidad del presente trabajo es la de investigar, recopilar, y explorar las técnicas y procedimientos seguidos en la actualidad para solucionar los problemas planteados anteriormente. Dada la magnitud y complejidad de las técnicas descritas, muchas de ellas quedan fuera del alcance de este proyecto. Sin embargo, sí se pueden poner algunas en práctica, y simular todo el proceso de principio a fin, aun sabiendo que los resultados distarán en precisión de aquellos obtenidos profesionalmente.

### 1.4 Estructura de la memoria

En los capítulos siguientes, se estructurará la memoria de la siguiente forma:

En primer lugar, se realizará una revisión bibliográfica de las técnicas utilizadas en la actualidad en la comunidad científica a la hora de enfrentarse a situaciones similares a las expuestas. Se explicarán algunas en profundidad, especialmente aquellas que han inspirado este trabajo en mayor medida, y se mencionarán los avances conseguidos en otras tantas.

A continuación, se expondrá el trabajo práctico realizado como parte de este proyecto. En él se exploran distintas técnicas mencionadas en la revisión bibliográfica, partiendo desde el pre-procesado de las imágenes obtenidas, hasta la consecución de una predicción. Además, se pone a prueba al algoritmo sometándolo a una batería de experimentos para evaluar su comportamiento.

Por último, se evalúan los resultados obtenidos, se discute el proyecto en su totalidad, y se proponen distintos caminos a seguir como posible trabajo futuro para el proyecto.





## 2 Estado del arte

---

En este capítulo se presentan los métodos usados en la actualidad para resolver el problema expuesto. Se supondrá cierta familiaridad con técnicas habituales en el campo de la visión por computador, por lo que no se explicará la teoría tras ellas. Se mencionarán investigaciones sobre técnicas variadas, pero se profundizará más en aquellas que han inspirado en mayor medida el presente proyecto, las cuales se pondrán en práctica en siguientes apartados. Las distintas técnicas se presentarán en un orden lógico, según la profundidad del tratamiento realizado a las imágenes.

Aunque hay multitud de procedimientos y en muchos casos se prescinde de ciertas técnicas, la gran mayoría de los procedimientos siguen las tres siguientes fases:

- *Segmentación semántica*
- *Estimación del movimiento*
- *Predicción*

Por último, se discutirán brevemente las conclusiones que se han obtenido tras revisar y estudiar este campo.

### 2.1 Segmentación semántica

La segmentación semántica consiste en clasificar cada píxel de la imagen según a qué objeto pertenezca. En el caso que concierne a este trabajo, las posibilidades se reducen básicamente a tres: nubes, cielo, y disco solar.

La segmentación es el punto con mayor repercusión en el resultado final, y cuanto más fina sea la segmentación, menor tratamiento habrá que realizar posteriormente, y más fidedigno será el modelo del cielo con la realidad. Es por ello que también es la fase más ampliamente estudiada.

Tras el proceso de segmentación, se obtiene una máscara (normalmente binaria) con la silueta de las nubes sobre el resto de objetos. De esa forma se puede extraer la información sobre qué regiones del cielo están cubiertas, y cuáles no. Es decir, esa máscara pasa a ser el modelo del cielo.

#### 2.1.1 Selección del umbral

En su forma más básica, para la obtención de dicha máscara es necesario fijar un umbral de intensidad en los píxeles de la imagen, para así separarlos de la imagen en dos conjuntos: aquellos pertenecientes a las nubes, y aquellos pertenecientes al cielo.

Existen tanto algoritmos fijos (definen un único umbral consante) como adaptativos (el umbral varía según ciertas condiciones), cada uno con sus ventajas y sus desventajas. En [10], se propone un método híbrido, el HYTA (Hybrid Thresholding Algorithm, por sus siglas en inglés), que busca aunar lo mejor de ambas opciones, siendo una de las investigaciones con mayor repercusión en posteriores trabajos en el campo. Operando con los distintos canales de color, transforman la imagen de entrada en otra con un contraste más marcado<sup>1</sup>. Luego, categorizan dicha imagen como unimodal o bimodal, y utilizan un algoritmo

---

<sup>1</sup> La operación aplicada es NRBR, Normalized Red to Blue Ratio. Se explicará más sobre ella en la parte práctica.

de segmentación fijo o de entropía cruzada mínima (MCE, por sus siglas en inglés), según interese. Los resultados experimentales validan el trabajo con una precisión en la segmentación del 88.53 %, superando a cualquier otro algoritmo ideado hasta la fecha de la publicación de dicha investigación, al menos.

Los mismos autores idearon un método para detectar nubes delgadas en [11]. Las nubes delgadas suponen una de las mayores dificultades en la segmentación, debido a sus bordes poco definidos y al bajo contraste con el fondo del cielo. En este caso, tratan la detección de nubes como un problema de clasificación según una red de Markov, consiguiendo unos resultados superiores a los demás algoritmos en cuanto a la detección de nubes delgadas.

La idea anterior ha sido dominante en la mayoría de enfoques que la han sucedido. Sin embargo, en [7] se propone un método sin duda innovador. Las novedades introducidas en este estudio podrían resumirse como sigue:

- Se comparan exhaustivamente distintos canales de color y operaciones sobre ellos, y se identifican los más adecuados para cada caso concreto. No se realiza ninguna suposición sobre los espacios de color, ni se impone ninguna restricción al tipo de imágenes de entrada.
- El enfoque tomado se basa en el aprendizaje sobre un dataset, y por tanto no depende del ajuste manual de ningún parámetro o condición. Proporciona una solución sistemática.
- En lugar de una clasificación binaria de las nubes, se propone una clasificación probabilística, más adecuada a la naturaleza difusa de las mismas. Ello se representa mediante máscaras de color virtual, mostrando el grado de pertenencia de un píxel concreto a la clase de nubes según su color.

Aunque este trabajo promete abrir nuevas vías en la fase de segmentación, aun es pronto para ver su repercusión real. El tiempo dirá si sustituye al HYTA como enfoque dominante.

### **2.1.2 Redes neuronales**

La segmentación semántica, y el campo del tratamiento de imágenes en general, está sufriendo una revolución con la llegada de las redes neuronales, que ofrecen resultados sensiblemente superiores a las técnicas hasta ahora utilizadas, incluidas muchas del aprendizaje automático clásico.

En [20] se realiza una comparación entre un método clásico de aprendizaje automático, las máquinas de vectores de soporte (SVM, Support Vector Machine), y una red neuronal. Mientras que en ciertos casos ambos métodos proporcionaban resultados similares, en aquellos donde la SVM fallaba rotundamente, la red neuronal conseguía funcionar con normalidad, proporcionando unos resultados consistentes.

En este otro estudio, [22], la detección de nubes se enfoca como un problema de clasificación mediante una red neuronal de tres capas. Como entrada, a la red le fueron proporcionadas los canales RGB de las imágenes del cielo por separado, pero también canales adicionales como el resultante de la ya mencionada imagen NRBR. Se etiquetaron manualmente 600 imágenes como parte del dataset de aprendizaje de la red, la cual produce como salida una clasificación de cada píxel como parte del cielo, del disco solar, o de las nubes. Los resultados muestran que el uso de redes neuronales permite obtener unos algoritmos de segmentación más inteligentes que los tradicionales basados en umbrales, pues los primeros son capaces de evitar errores de mayor sutileza como los reflejos de lente, entre otros.

## **2.2 Estimación del movimiento**

Una vez las imágenes son obtenidas y procesadas para obtener la máscara de nubes, dichas imágenes se consideran en una secuencia para poder inferir el movimiento dominante de las masas nubosas, y así disponer de información sobre el futuro con la que realizar una predicción.

El método de estimación del movimiento tiene que ir en consonancia al modelo del cielo empleado, es decir, a cómo se presenta la información en las imágenes tras la segmentación. Por ejemplo, en ciertos casos se realiza una transformación geométrica para corregir la distorsión introducida por las lentes de gran angular, mientras que en otros se trabaja directamente con las imágenes obtenidas. En la estimación del movimiento, dichas distorsiones deben ser consideradas, y ciertos métodos se comportan mejor que otros dependiendo de ese y otros muchos factores, como se verá a continuación.

### 2.2.1 Block matching

Las técnicas de block matching se basan en dividir la imagen en un conjunto de bloques, y encontrar la mejor correspondencia entre los bloques de una imagen y los de la siguiente imagen de la secuencia según un criterio de semejanza. Al utilizar secciones locales de cada imagen, se trata de un método robusto frente al ruido y a variaciones de brillo dentro de la propia imagen. Puesto que el movimiento de las nubes es mayoritariamente de traslación (sin cambios de escala, aunque sí pueden existir deformaciones), este método puede representar verídicamente el movimiento de las nubes, como se demostró en [9].

Sin embargo, la mayoría de los algoritmos de block matching emplean bloques de tamaño y posición predefinidos, en forma de una malla en la imagen, [5]. Dado que las nubes pueden tomar muy variadas formas, tamaños, y posiciones en la imagen, el rendimiento de este tipo de métodos no es consistente y varía dependiendo de lo que se ajusten las características anteriores a los bloques escogidos.

Para solventar dichos problemas se han propuesto algunas mejoras, como la asignación dinámica de bloques según la máscara de las nubes en la imagen del cielo, [17], o una estructura jerárquica de bloques para estimar el movimiento con mayor precisión. Aunque dichas modificaciones consiguen mejorar los resultados, la raíz del problema permanece, pues la base del método es una división poco flexible de la imagen por bloques cuya forma es invariable.

### 2.2.2 Flujo óptico

En el campo de la visión por computador, el problema de la estimación de movimiento suele resolverse mediante flujo óptico.

Los algoritmos de flujo óptico atacan el problema desde un nivel más bajo que los de block matching. Estos algoritmos consiguen estimar el movimiento a nivel de píxel, y para ello buscan minimizar una función objetivo (usualmente una función en términos de energía), asumiendo continuidad en el brillo entre imágenes. En comparación con los métodos de block matching, estos resultan significativamente más flexibles. A cambio, son más sensibles al ruido y a variaciones en el brillo, ambas características comunes en las imágenes del cielo.

De entre las diferentes implementaciones de flujo óptico, la más utilizada en este campo es la de Lucas-Kanade, [13].

Para atenuar la influencia del ruido, en [22] se propone un filtro de similitud entre vecindades del campo de velocidades. Se asume un mínimo de similitud entre vectores de una misma vecindad, y luego se insiste en dicha similitud entre vecindades colindantes. Con ello se consiguen disminuir las direcciones erróneas en el campo vectorial, así como unos resultados más consistentes.

La deformación de las nubes y los cambios en el brillo suponen un reto para este algoritmo. En [23] se toma la ya mencionada imagen NRBR como entrada para el algoritmo de Lucas-Kanade, consiguiendo así unas características más estables para ser rastreadas por el algoritmo en sucesivas iteraciones, pues las variaciones en el brillo quedan suavizadas.

Ambas ideas serán útiles en la parte práctica del presente trabajo.

### 2.2.3 Otros métodos

Aunque las técnicas de block matching y flujo óptico cubren la mayoría de los métodos utilizados para estimar el movimiento, existen otros que resuelven el problema de una forma distinta. Por ejemplo, en [1, 2], se propone un registro de imágenes no rígido para poder abordar la dinámica del movimiento de las nubes y su deformación en el tiempo. De esta forma, consiguen una gran efectividad en aquellos aspectos en los que las técnicas de block matching son más débiles. Para ello se basan en el algoritmo "Demons" ideado por Thyrion, [21], el cual es ampliamente utilizado en imágenes médicas.

## 2.3 Predicción

Por último, tras la estimación del movimiento viene la fase de predicción. Existen multitud de técnicas que, en base a los datos obtenidos en fases anteriores (y posiblemente fusionando otros datos nuevos), realizan una predicción sobre la posición de las nubes, el estado del disco solar, o la irradiancia recibida. Sin duda, esta fase es donde más diversidad de técnicas se han ideado. Desde técnicas tradicionales de aprendizaje automático como las ya mencionadas SVM, a métodos diseñados específicamente para este tipo de casos. Aunque en los últimos años las redes neuronales están dominando en el ámbito de la predicción, cabe destacar el siguiente [23] por el ingenioso uso de otras técnicas ya mencionadas:

En él, usan redes neuronales para la detección de nubes, y Lucas-Kanade para la estimación del movimiento. Utilizando el campo de velocidades obtenido, junto con las regiones clasificadas como nubes, se genera una predicción sobre qué nubes cruzarán su trayectoria con el sol. Dicha predicción se presenta en la forma de un tren de ondas, para poder ser visualizada en el tiempo de una forma clara.

Además, en la fase de predicción es habitual incorporar datos adicionales que puedan complementar la información obtenida por las cámaras. Típicamente, se suele utilizar la medida de Irradiancia Global Horizontal (GHI, por sus siglas en inglés) o Irradiancia Normal Directa (DNI). En [19], por ejemplo, se combina una red neuronal de tres capas y una fase de preprocesado basada en lógica borrosa para realizar predicciones en base a los datos de irradiación obtenidos, combinando así distintas fuentes de información.

## 2.4 Conclusiones

Tras estudiar una gran variedad de técnicas en las distintas fases del proceso, se pueden obtener ciertas conclusiones sobre los retos que aun quedan por superar, así sobre los enfoques más acertados para enfrentarse a ellos.

Una de las mayores dificultades en este campo, sin duda alguna, reside en lo cambiante de las condiciones a las que un sistema debe trabajar. El sol se desplaza a lo largo del cielo, pudiendo pasar de iluminar directamente a la cámara a no hacerlo, con los cambios de intensidad luminosa que ello conlleva. Además, la trayectoria aparente del sol varía a lo largo del año. El clima local también afecta, por supuesto, y ciertos días estará más nublado que otros. Y por supuesto, el momento en el que el sol es obstruido por las nubes, las condiciones lumínicas cambian drásticamente, lo cual ha de ser tenido en cuenta en la calibración de parámetros.

Además, los tamaños, formas, velocidades y direcciones de las nubes también son altamente variables, llegando incluso a coexistir más de un tipo de nube en el cielo al mismo tiempo, en distintas capas. Cada capa posee una velocidad independiente, y dado que la mayoría de algoritmos no están preparados para considerar más de una capa, este hecho puede falsear por completo cualquier medida obtenida. Todo ello dificulta el correcto funcionamiento de ciertos algoritmos, que a menudo parten de unas hipótesis de constancia en ciertas características (por ejemplo, constancia en el brillo en el algoritmo de flujo óptico de Lucas-Kanade).

Cada técnica tiene un escenario ideal en el que su rendimiento es máximo, pero también otras condiciones en las que sus resultados se deterioran sensiblemente. Es por ello que se tiende a la hibridación de algoritmos, con el objetivo de obtener las ventajas de unos y otros, y poder así lidiar con situaciones cambiantes. Muchas de las técnicas mencionadas hacen uso de métodos híbridos y adaptativos para poder funcionar con precisión en un amplio abanico de situaciones.

No obstante, las redes neuronales han demostrado ser notablemente más flexibles que los algoritmos tradicionales, y precisamente su campo de excelencia es el del reconocimiento de patrones, particularmente en imágenes. Todo apunta a que dichas técnicas serán las que dominarán este campo en el futuro, aunque a corto plazo lo más probable es que sean emparejadas con otras técnicas de forma complementaria, como hemos podido observar en los estudios considerados en este capítulo.

## 3 Trabajo práctico

---

En este capítulo pondremos en práctica ciertas técnicas de las presentadas en el capítulo anterior. En primer lugar, se expondrá un ejemplo de las imágenes con las que se ha trabajado, y a continuación, paso por paso, se detallará el tratamiento realizado a dichas imágenes. Luego, se explicará cómo se ha obtenido información a partir de ellas, y por último, se someterá al algoritmo a una batería de pruebas para evaluar su comportamiento.

Las distintas fases del proceso se estructuran de la siguiente forma:

- *Obtención de imágenes*
- *Segmentación*
- *Operaciones morfológicas*
- *Estimación del movimiento*
- *Predicción*

### 3.1 Obtención de imágenes

La obtención de las imágenes se realiza mediante una cámara situada en lo alto de uno de los edificios de los laboratorios de la Escuela Técnica Superior de Ingeniería (ETSI), enfocando al cielo. Un ejemplo de imagen obtenida con dicha cámara es el de la Figura 3.1. La resolución de las imágenes es de 2048x1536 píxeles.

Como se explicó en el capítulo anterior, en ocasiones se opta por corregir el efecto producido por la lente de gran angular mediante una transformación geométrica. En este caso, no se ha realizado tal procedimiento, y se ha trabajado directamente sobre las imágenes con dicho efecto.



**Figura 3.1** Ejemplo de imagen obtenida por la cámara.

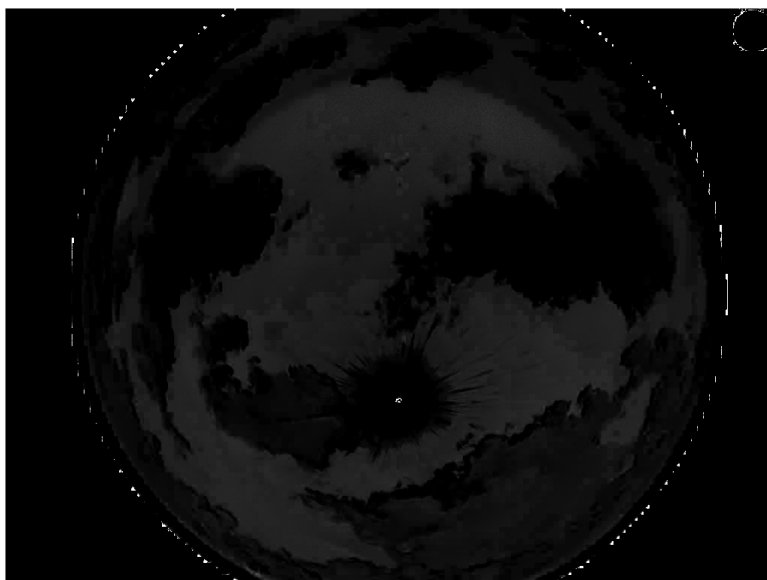
## 3.2 Segmentación semántica

La primera fase del proceso es la de segmentación semántica. El modelo del cielo consistirá en una máscara binaria, cuyos píxeles de baja intensidad (negro) serán los correspondientes a las nubes, y los de alta (blanco), al cielo.

La segmentación podría intentar realizarse directamente sobre la imagen obtenida por la cámara, pero aunque a la vista humana le resulte sencillo, al descomponer la imagen en los tres canales (rojo, verde y azul) la diferencia no resulta tan evidente. En numerosas investigaciones, como la ya mencionada [10], se muestra que la segmentación resulta más evidente al usar la diferencia normalizada de los niveles de rojo y azul<sup>1</sup>, NRBR (Normalized Red-Blue Ratio), la cual se define como:

$$NRBR = \frac{B - R}{B + R}$$

Al descomponer la imagen original en sus componentes verde, azul, y roja, y realizar la operación indicada (donde *NRBR* es la imagen resultante, *B* hace referencia al canal azul y *R* al rojo), se obtiene la imagen de la Figura 3.2.



**Figura 3.2** Imagen obtenida tras aplicar la operación NRBR.

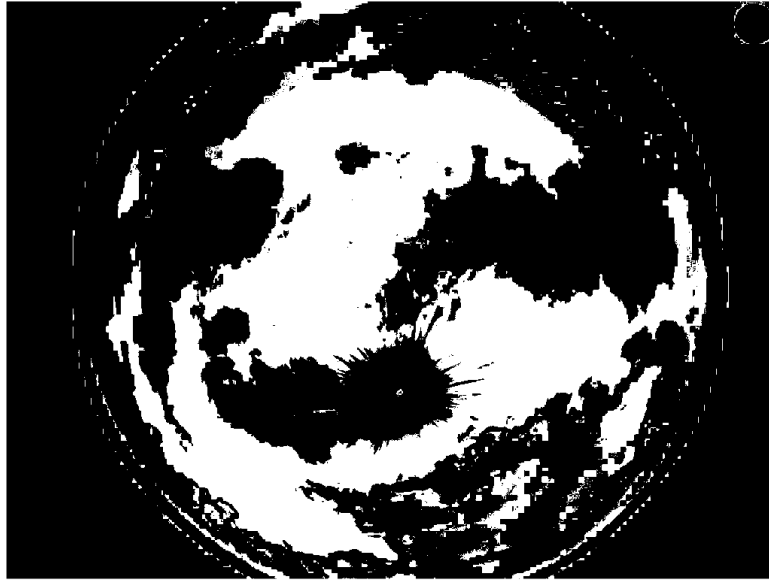
En ella se puede observar un mayor contraste entre las masas nubosas y el cielo.

### 3.2.1 Método de Otsu

Una vez obtenida la imagen NRBR, para la obtención de un umbral con el que realizar la segmentación, se aplicó el criterio de Otsu como primera aproximación. Dicho método dio como resultado un umbral  $\theta = 0.0667$  (en la escala de intensidad de 0-255, se correspondería con un valor de 17, aproximadamente), con el que se obtuvo la máscara binaria que se muestra en la Figura 3.3.

Debido a que los valores de intensidad correspondientes a las nubes no son uniformes a lo largo de la imagen, es imposible segmentar a la perfección mediante un sólo umbral. Por tanto, es necesario llegar a una solución de compromiso entre los píxeles clasificados erróneamente como parte del cielo y como parte

<sup>1</sup> Esto se debe a la llamada Dispersión de Rayleigh, que describe la dispersión de la radiación electromagnética por partículas cuyo tamaño es mucho menor que la longitud de onda de los fotones dispersados. Dicho efecto es el principal causante de que el cielo se vea azul.



**Figura 3.3** Máscara binaria según el criterio de Otsu.

de las nubes, y corregir en una fase posterior dichas clasificaciones erróneas. Al experimentar con distintos umbrales, se consiguieron resultados más precisos al proporcionado por el criterio de Otsu. La solución más favorable se encontró para el valor  $\theta = 0.085$  (21 en la escala 0-255), en la Figura 3.4 se muestra la máscara resultante.



**Figura 3.4** Máscara binaria obtenida empíricamente.

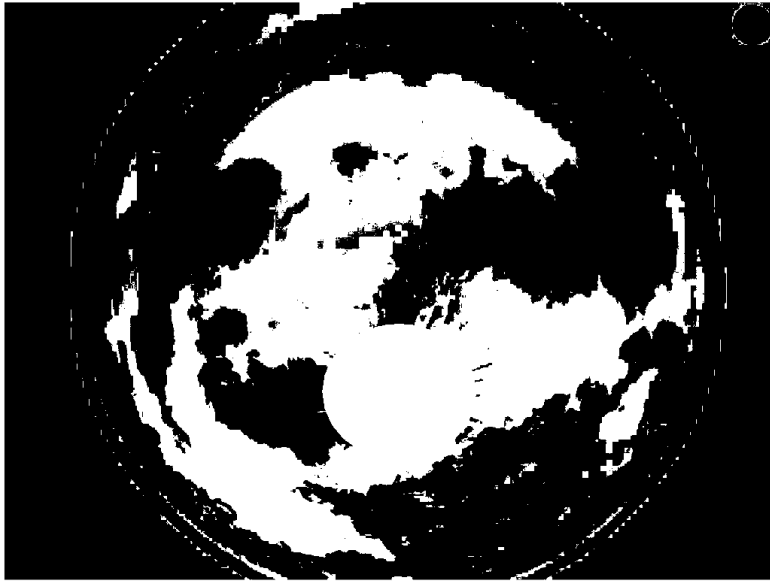
### 3.2.2 Exclusión del disco solar

Nótese que el disco solar consta de unos niveles de intensidad muy elevados, al igual que en las regiones pertenecientes a las nubes. Dado que no es posible diferenciar ambos elementos según su intensidad, ha de hacerse por algún otro método. En este caso, se ha optado por excluir el disco solar de la máscara de nubes,



para obtener así una máscara más precisa.

La exclusión se ha realizado manualmente, seleccionando un área lo suficientemente grande como para que contenga al disco solar, y también a gran parte de los destellos causados en la lente, como puede observarse en la Figura 3.5. El resto de los destellos serán corregidos posteriormente.



**Figura 3.5** Máscara binaria con el disco solar excluido.

### 3.3 Métodos morfológicos

Idealmente, con una segmentación perfecta, esta fase no sería necesaria. Pero como se ha expuesto, quedan algunos residuos indeseados que es conveniente eliminar: reflejos en la lente causados por la iluminación directa del sol, y píxeles mal clasificados en la máscara de nubes. Mientras que los reflejos aparecen en la máscara binaria como pertenecientes a las nubes (niveles altos de intensidad), en el caso de los píxeles mal clasificados aparecen como como pertenecientes al cielo (niveles bajos), pues son huecos erróneos donde debería haber nubes. Se podrían corregir los reflejos con una acreción, pero entonces se agravaría el problema de los huecos en las nubes. Del mismo modo, se podrían solucionar dichos huecos con una erosión, pero se agravarían los reflejos.

Por ello, ha de usarse un método doble para conseguir corregir ambas imperfecciones. Hay numerosas combinaciones en cuanto al orden de las operaciones aplicadas, así como en el modo en que se aplican (tamaño y forma del elemento estructurador). A continuación se razonarán las decisiones tomadas al respecto.

#### 3.3.1 Elemento estructurador

Las operaciones morfológicas se realizan haciendo recorrer la imagen a un elemento estructurador, y aplicando la operación correspondiente en el proceso. Por tanto, tanto la forma como el tamaño de dicho elemento estructurador repercutirán en el resultado final. ¿Cuál es la combinación ideal de forma y tamaño para este problema?

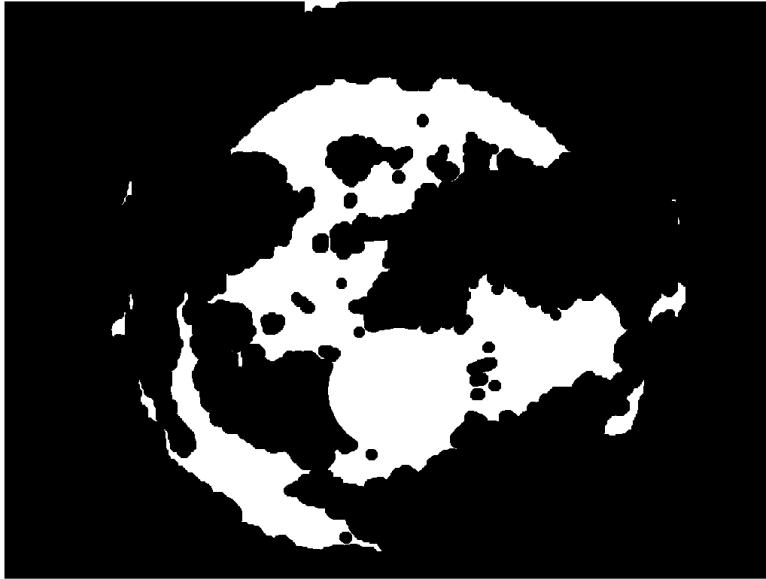
La clave reside en determinar qué formas se quieren obtener como resultado. En el caso de las nubes, tiene sentido utilizar un disco circular como elemento estructurador, que suavizará los bordes de las nubes con una forma más curva. Un elemento en forma de diamante, por ejemplo, produciría picos y esquinas en el contorno de la nube, algo indeseable y alejado de la realidad. En la Figura 3.6 se muestra el resultado de realizar una erosión con dicha forma en diamante:



**Figura 3.6** Erosión con elemento estructurador en forma de diamante.

Y en la Figura 3.7, la misma operación pero con forma circular.

En cuanto al tamaño, ha de estar en concordancia con la resolución de la imagen, y el tamaño de los objetos objetivo. Por tanto, puede ser reducido hasta el mínimo necesario para eliminar los huecos por completo. Un tamaño mayor eliminaría igualmente los huecos, pero introduciendo mayor distorsión. Mientras que en la Figura 3.7 el tamaño del disco circular era de 15 píxeles, en la Figura 3.8 se muestra con un tamaño de 9 píxeles.



**Figura 3.7** Erosión con elemento estructurador en forma de disco circular.



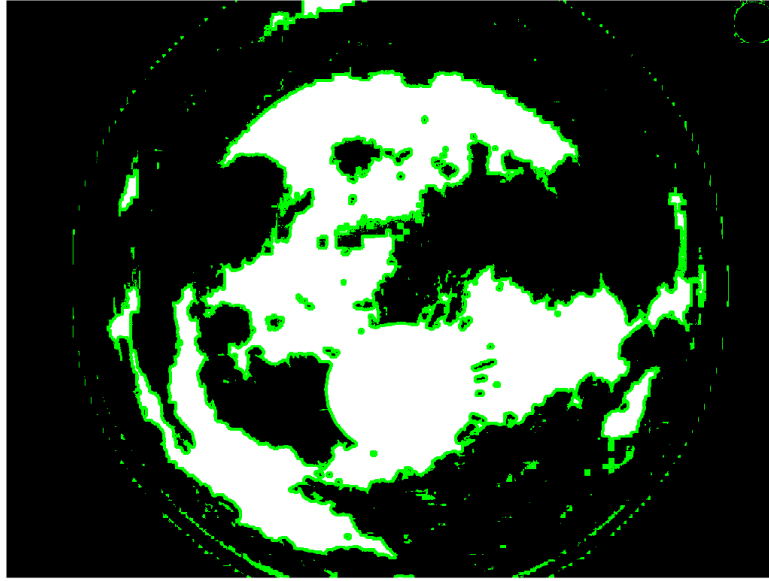
**Figura 3.8** Erosión con elemento estructurador en forma de disco circular con tamaño reducido.

### 3.3.2 Elección del método morfológico

Una vez se ha decidido el tamaño y forma del elemento estructurador, es momento de pensar en cómo van a ser aplicados. Dada la forma en que se representan las nubes, las operaciones a realizar son las siguientes: una operación de erosión para eliminar los huecos en las nubes, y una de cierre para eliminar ciertos residuos de la segmentación como los rayos solares.

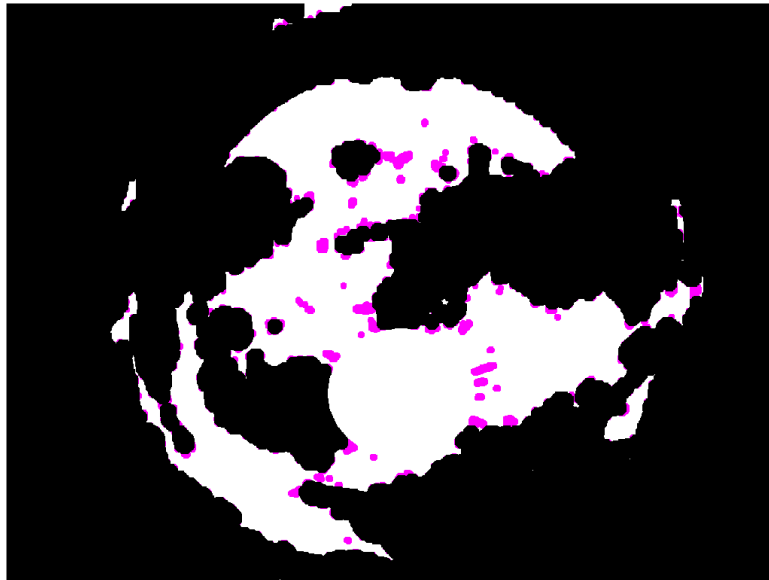
Estas operaciones traen consigo tanto ventajas como inconvenientes. Por ejemplo, como consecuencia de dichas operaciones los contornos de las nubes se suavizan, lo cual repercutirá en una estimación del movimiento menos ruidosa. Por el contrario, también modifican la forma real de la nube, desvirtuando el modelo respecto de la realidad. En la Figura 3.9 se muestra el efecto producido por la operación de erosión

(en verde). Se puede observar que los huecos en las nubes se cubren por completo, aunque a cambio de aumentar, además del contorno de las nubes, los restos de los rayos solares y otras clasificaciones falsas:



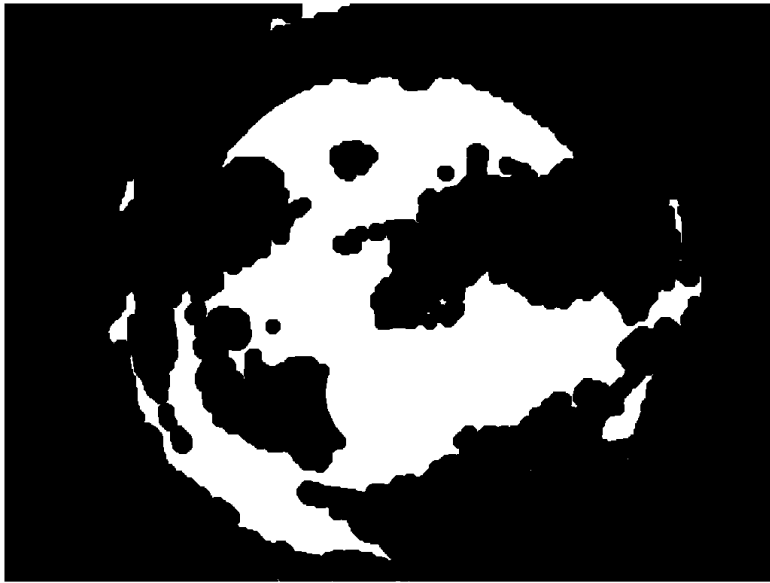
**Figura 3.9** Contorno añadido por la operación de erosión (verde).

Para atenuar la distorsión introducida por la erosión, se realiza una operación de cierre. Sin embargo, para que dicha atenuación sea efectiva, el tamaño del elemento estructurador ha de ser mayor que el utilizado en la erosión. En este caso se ha optado por un tamaño de 20 píxeles. En la Figura 3.10 se pueden observar las regiones eliminadas por la operación de cierre (en magenta):



**Figura 3.10** Contorno eliminado por la operación de cierre (magenta).

Por tanto, la imagen resultante tras realizar las operaciones morfológicas es la mostrada en la Figura 3.11:



**Figura 3.11** Máscara binaria definitiva.

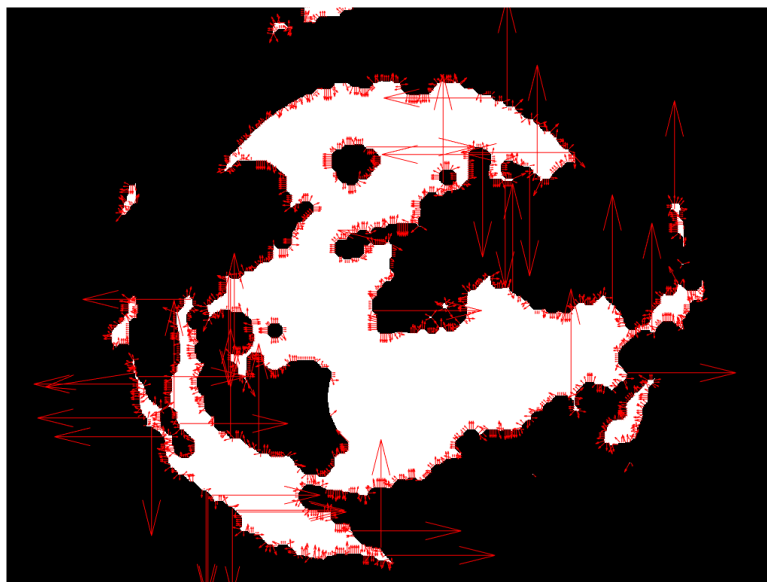
### 3.4 Estimación del movimiento

Las fases anteriores constituían el preprocesado de la imagen. El siguiente paso consiste en estimar el movimiento mediante una sucesión de imágenes, para así luego poder realizar una predicción en base a la información inferida. Aunque hay diversidad de métodos, se ha optado por probar y comparar dos de los métodos más usados: flujo óptico y block matching.

En esta fase, es importante tener en cuenta la distorsión introducida por la lente de gran angular. Debido al efecto de la lente, el movimiento de cada nube individual no será uniforme en una secuencia de imágenes, sino que se curvará siguiendo la distorsión de la lente. No obstante, lo realmente interesante es el movimiento *global* del conjunto de nubes en el cielo. En este sentido, el efecto de la distorsión introducida por la lente se compensa, y promediando los vectores de movimiento de la imagen al completo se obtiene el vector global de movimiento deseado.

#### 3.4.1 Flujo óptico

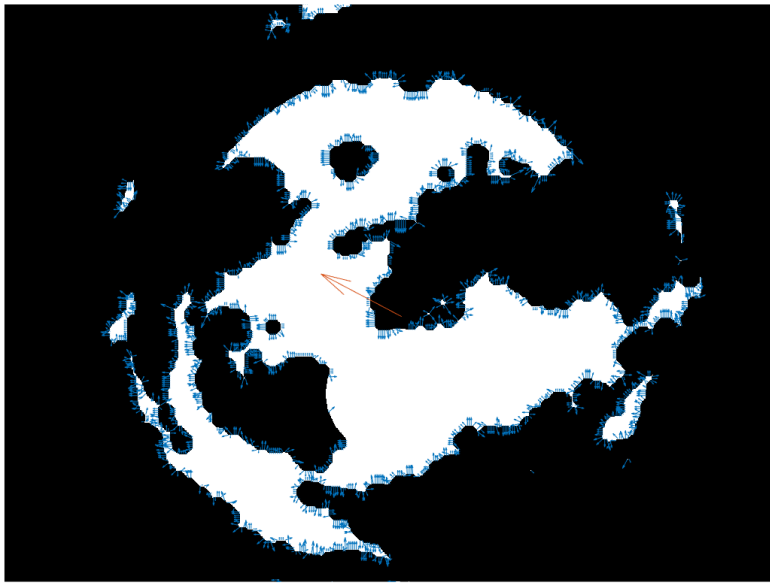
El algoritmo de flujo óptico escogido es el de Lucas-Kanade, dada su amplia presencia en investigaciones relacionadas. Al aplicar el algoritmo y obtener los resultados, se han de realizar algunas correcciones. Debido a la formación y evaporación de las nubes, la forma de los objetos a rastrear no es uniforme en la secuencia. Ello origina vectores incoherentes: algunos de muy baja magnitud, y otros de muy elevada, como se observa en la Figura 3.12.



**Figura 3.12** Resultados del algoritmo de flujo óptico de Lucas-Kanade.

Para deshacernos de ellos, es necesario filtrar aquellos vectores cuya magnitud se encuentra fuera de unos límites razonables. Tras ello, ya puede calcularse el vector global de movimiento (representado por el vector naranja situado en el centro de la Figura 3.13).

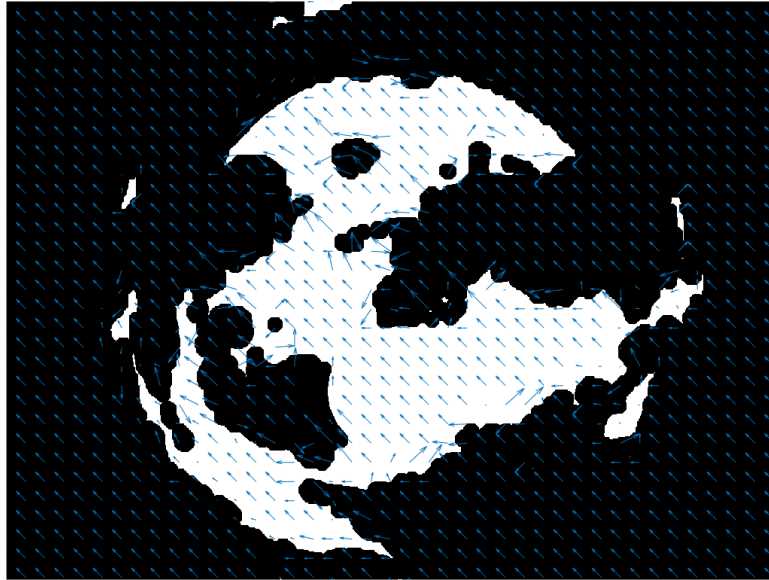
Dicho vector será de vital importancia en la fase de predicción.



**Figura 3.13** Campo de vectores filtrado producto de Lucas-Kanade (azul), y vector global de movimiento (naranja).

### 3.4.2 Block-matching

En el caso del block matching, en primer lugar hay que seleccionar un tamaño apropiado para los bloques, y para el máximo desplazamiento aplicado a la hora de buscar en la siguiente imagen de la secuencia. Dichos parámetros dependerán, entre otras cosas, de la resolución de la imagen, del tamaño de los objetos a rastrear, de las restricciones temporales sobre el tiempo de computación, etc. Dada la resolución de la imagen, y el tamaño medio de las nubes, se ha considerado que 50 píxeles es un valor razonable para ambos parámetros. Los resultados obtenidos se muestran en la Figura 3.14.



**Figura 3.14** Campo de vectores producido por el algoritmo de Block-matching.

Se puede observar que aunque la presentación de los vectores es distinta con respecto al método de flujo óptico, hay coherencia entre ambos métodos en cuanto al vector global de movimiento. Con ello en mente, se ha optado por utilizar el método de flujo óptico, al ser la información sobre el movimiento más intuitiva en ese caso.



## 3.5 Predicción

El objetivo fundamental del proceso es obtener una predicción sobre el estado del cielo, y particularmente del disco solar. Para ello, una vez se ha obtenido el vector global de movimiento, se pueden trasladar toda la masa nubosa según la dirección del vector, y en una magnitud acorde al horizonte temporal en el que se quiera realizar la predicción.

### 3.5.1 Elección del horizonte temporal

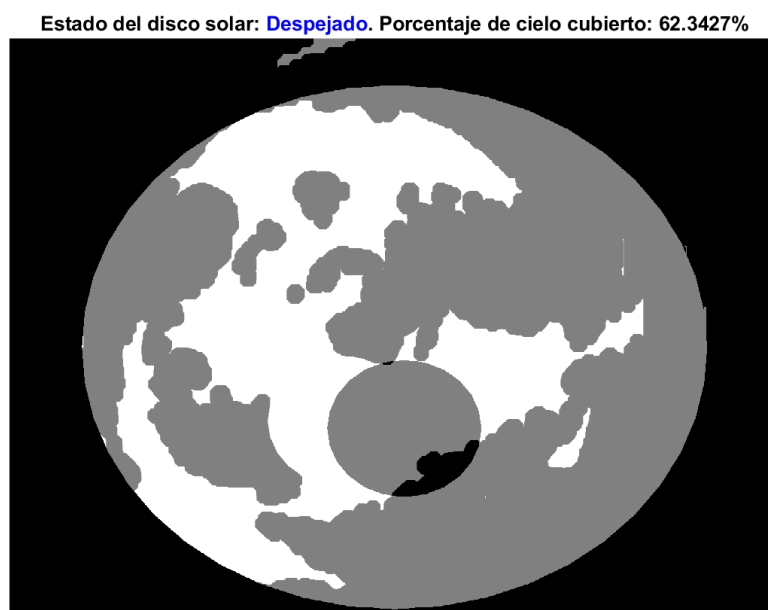
Como se comentó en la introducción, una de las ventajas de realizar este proceso mediante cámaras situadas a nivel terrestre y no mediante satélites es la posibilidad de obtener predicciones de corto plazo, del orden de minutos. Con eso en mente, el horizonte temporal máximo es aquel que transcurre entre que las nubes objetivo acaban de entrar en la imagen y hasta que llegan al disco solar. En las condiciones de este proyecto, se ha comprobado que dicho horizonte máximo oscila entre los 4 y 8 minutos, dependiendo de la posición del sol (hora del día), y la dirección y velocidad de las nubes respecto del mismo.

Puesto que el objetivo de esta sección es el de ilustrar el proceso en su totalidad, y tras experimentar con distintos intervalos de tiempo, el horizonte temporal escogido para esta sección es de 3 minutos. Dicho horizonte suele proporcionar unos resultados equilibrados en cuanto a la calidad de la predicción y su lejanía en el horizonte temporal (Tabla 3.1).

No obstante, en la siguiente sección se mostrará un conjunto más amplio de resultados donde el horizonte temporal se supone variable, para así poder observar cómo se modifica la precisión de las predicciones realizadas conforme el horizonte temporal aumenta.

### 3.5.2 Obtención de resultados

Una vez realizada la traslación de las nubes, puede calcularse el porcentaje de cielo cubierto por nubes como la proporción de píxeles clasificados como nubes sobre el total en la zona central de la imagen. Del mismo modo, se puede comprobar la presencia de nubes en la región del disco solar, para poder determinar su estado. Se han considerado tres estados posibles: despejado, cubierto, y parcialmente cubierto. En la Figura 3.15 se puede observar la predicción realizada para la imagen, con un horizonte temporal de 3 minutos. En la parte superior de la imagen se encuentra la predicción sobre el estado y el porcentaje del cielo cubierto.



**Figura 3.15** Predicción realizada mostrando énfasis en la región del disco solar.

Pueden distinguirse dos círculos en la imagen: uno abarca ampliamente la región central de la imagen, y el otro, de menor tamaño, está situado aproximadamente en el centro de la imagen en este caso. El primero constituye la mayor parte del cielo observable (las regiones periféricas contienen a los edificios y están demasiado distorsionadas, por lo que no se consideran), y es la región sobre la que se calcula el porcentaje de cielo cubierto. El otro círculo, de menor tamaño y situado cerca del centro de la imagen, representa al disco solar. Sirve de referencia para evaluar si dicha región está ocluida por nubes o no. En este caso, puede observarse que el disco solar está mayoritariamente despejado, como así lo indica la predicción, y puede verificarse cualitativamente la predicción realizada sobre el porcentaje de cielo cubierto.

Nótese que al realizar la predicción sólo se traslada la región central de la imagen, y que al hacerlo se originan incoherencias en la región periférica. No obstante, las regiones periféricas no son de nuestro interés, y las imperfecciones en dichas regiones no afectan sensiblemente a nuestro objetivo. Lo que sí ha de tenerse en cuenta es que, al trasladar dicha región central de la imagen, queda una zona "vacía" en ciertas partes que antes ocupaba la imagen. Dichas zonas se rellenan con nubes ante la imposibilidad de saber si en dichas zonas entrarán o no nubes en el futuro (esa información queda fuera de nuestro horizonte temporal). Este efecto supone una fuente de error, y es mayor cuando mayor sea el horizonte temporal escogido.

En este punto, ya se ha obtenido información sobre el estado futuro del disco solar, el dato más relevante en lo que concierne a los paneles fotovoltaicos, por ejemplo. Además, también se ha obtenido una medida del porcentaje de cielo cubierto, información complementaria que también podría ser tenida en cuenta a la hora de tomar decisiones. Por tanto, la predicción queda realizada.

## 3.6 Resultados

A continuación se mostrarán varios experimentos llevados a cabo adicionalmente, para la comprobación del funcionamiento del algoritmo propuesto. Para ello, se dispone de una batería de imágenes del cielo tomadas durante varios días consecutivos. Esto permite comparar las predicciones realizadas sobre el estado del cielo en un momento dado con el estado del cielo real que se registró en ese momento, pudiendo así obtener una métrica de la precisión de nuestro algoritmo.

En primer lugar se mostrarán una serie de experimentos ilustrativos. Dichos experimentos han sido seleccionados para mostrar tanto aquellas situaciones en las que el algoritmo se comporta adecuadamente como aquellas en las que falla, y explicar las razones tras dicho funcionamiento.

Luego, se mostrarán y comentarán los resultados obtenidos tras someter al algoritmo a una batería intensiva de pruebas, en las que los tipos de nubes, la posición del sol, y el horizonte temporal son variables. Los resultados obtenidos serán representados en forma de gráficas para una interpretación más intuitiva.

### 3.6.1 Experimentos ilustrativos

Se han seleccionado varias secuencias de imágenes con distintos tipos de situaciones y nubes. En todos ellos, las nubes están en camino de cubrir al disco solar, pero el tamaño y forma de las nubes varía, y con ellos, la calidad de los resultados.

Se mostrarán tres casos típicos de nubes en orden creciente de complejidad, y cómo el algoritmo se desenvuelve en dichos escenarios.

#### Caso favorable

En primer lugar, se ha elegido una imagen en la que se aproxima una masa nubosa de gran tamaño y bien definida (Figura 3.16).



**Figura 3.16** Imagen del primer caso seleccionado.

Nubes de este tipo suponen los casos más sencillos ya que ocuyen completamente al disco solar, por lo que se puede esperar una predicción certera sobre su estado. Además, las predicciones sobre el porcentaje

cubierto del cielo resultan razonables en general, como puede observarse en las siguientes páginas, en la Figura 3.17.

Como medida de la precisión de la predicción realizada, se presenta la imagen real tomada 3 minutos después (Figura 3.18).

### **Caso problemático**

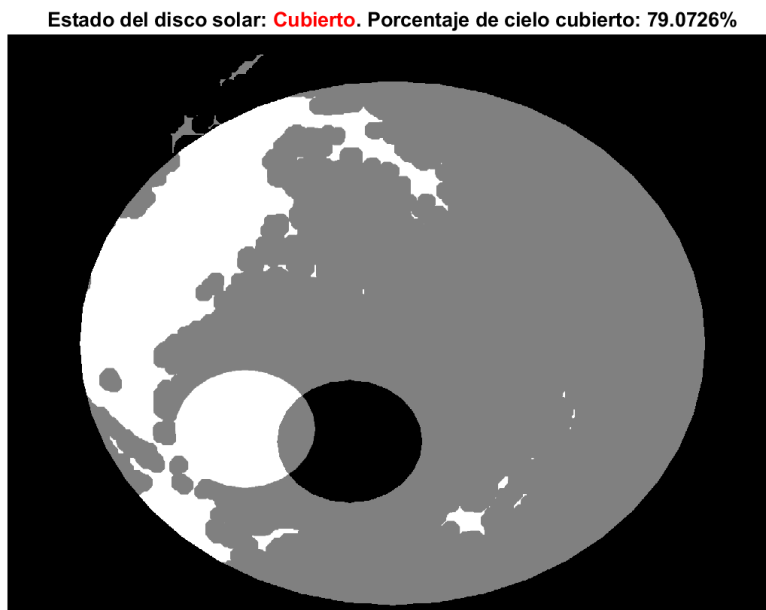
El siguiente caso es un ejemplo claro de las limitaciones del método utilizado. Se trata de un conjunto de numerosas nubes de pequeño tamaño y con poca separación entre ellas (Figura 3.21).

Aunque se encuentran bien definidas, el algoritmo no realiza un buen trabajo debido a las operaciones morfológicas realizadas, que cubren muchos de los huecos entre las nubes (Figura 3.20). Se genera una predicción imprecisa sobre el estado del disco solar, aunque al menos estará por el lado de la seguridad.

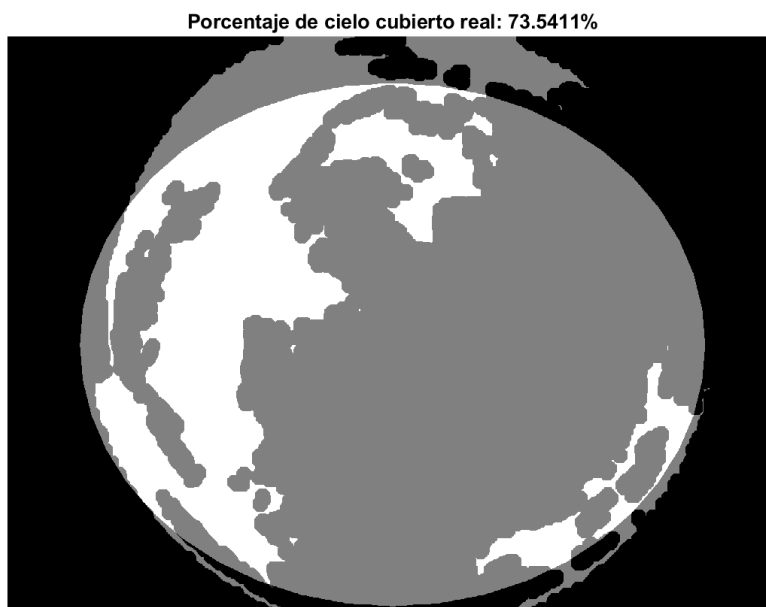
### **Caso inalcanzable**

El último caso es en general el más desafiante para la mayoría de algoritmos revisados en la literatura. Se trata de nubes finas y translúcidas, vagamente definidas. En la Figura 3.21 resulta evidente que dichas nubes ni siquiera consiguen ocultar por completo los rayos solares al cubrir el sol, y sin embargo engañan a la mayoría de algoritmos en cuanto a su detección.

En este caso se espera un fracaso total del algoritmo, al ser incapaz de clasificar con precisión las delgadas masas nubosas, y mucho menos de saber que estas no impedirán la penetración de los rayos solares al cubrir al sol. El resultado se muestra en la Figura 3.22.



**Figura 3.17** Predicción realizada sobre el primer caso seleccionado, con un horizonte temporal de 3 minutos.



**Figura 3.18** Imagen real (tras el procesado) a los 3 minutos de la anterior.

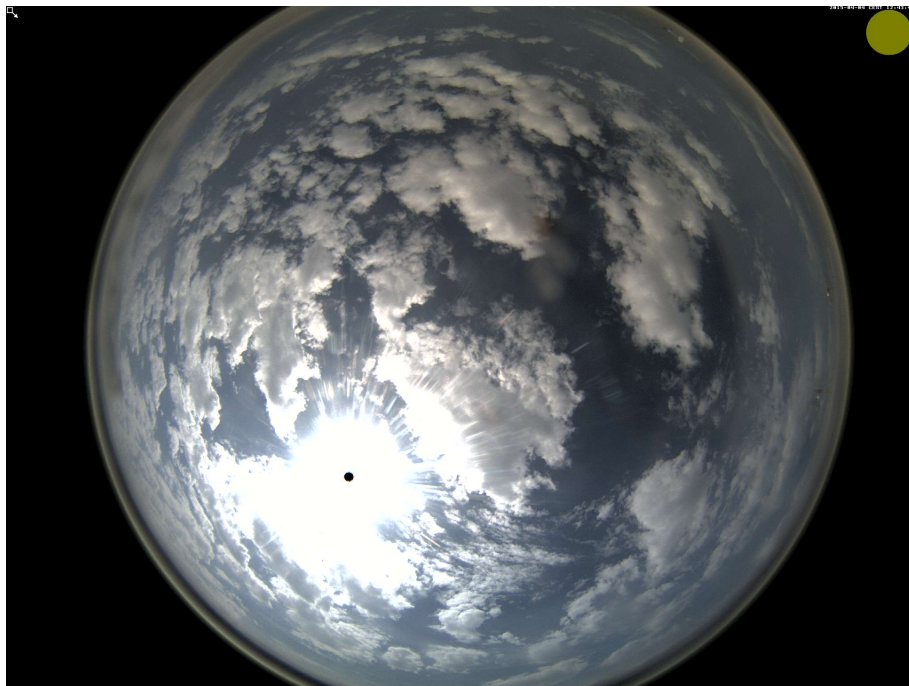


Figura 3.19 Imagen del segundo caso seleccionado.

Estado del disco solar: **Cubierto**. Porcentaje de cielo cubierto: 78.9077%

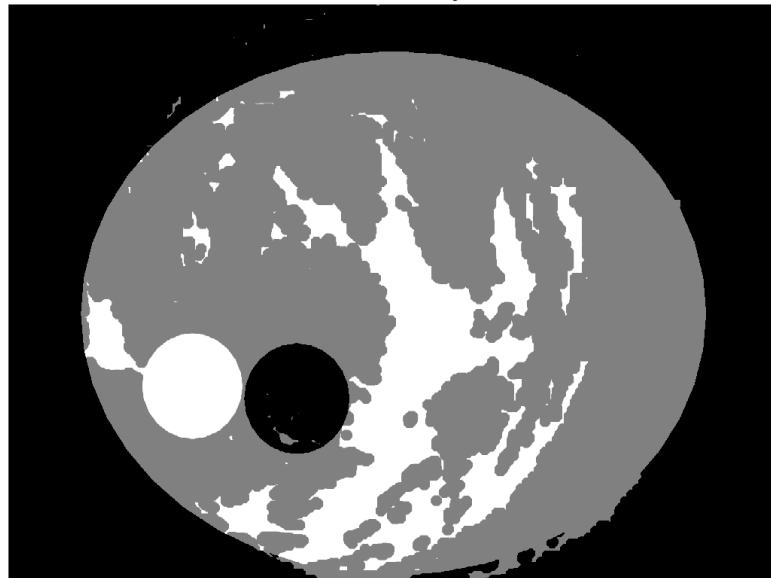


Figura 3.20 Predicción realizada sobre el segundo caso seleccionado, con un horizonte temporal de 3 minutos.

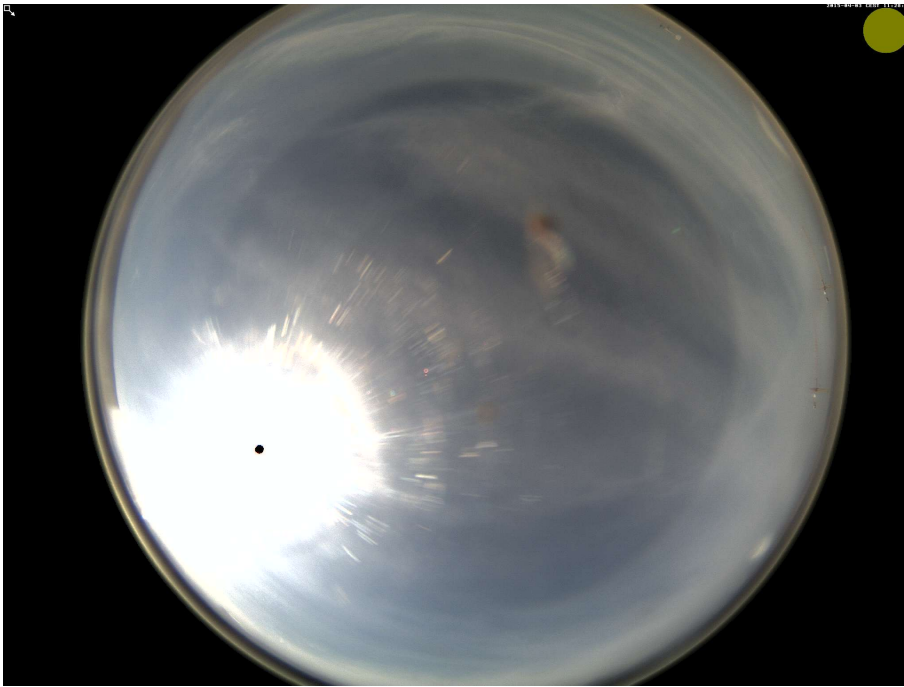


Figura 3.21 Imagen del tercer caso seleccionado.

Estado del disco solar: **Cubierto**. Porcentaje de cielo cubierto: 89.8119%

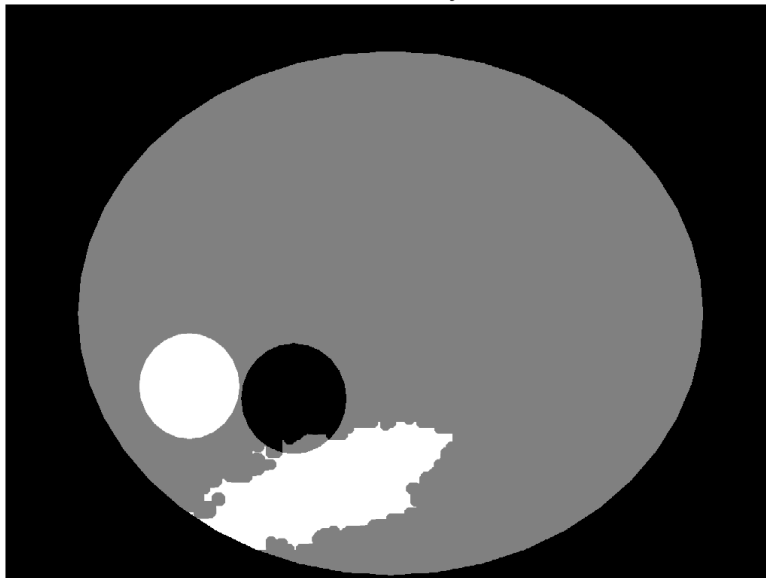


Figura 3.22 Predicción realizada sobre el tercer caso seleccionado, con un horizonte temporal de 3 minutos.

### 3.6.2 Baterías de pruebas

En los casos anteriores, se seleccionaron casos específicos, con intervalos cortos de tiempo, suficientes para mostrar los resultados concretos que se buscaban explicar. A continuación, sin embargo, se tomarán varias baterías de pruebas de larga duración, y se ejecutará el algoritmo sobre ellas.

Se utilizarán un total de 4 baterías de pruebas, las cuales consisten en un conjunto de imágenes del cielo tomadas cada 5 segundos, durante 1 hora, en distintos momentos del día (unas 720 imágenes por batería). Tal lapso de tiempo es suficiente para que la nubosidad percibida de forma local varíe sensiblemente, pudiendo tener en cada batería numerosos conjuntos de nubes que entran y salen de la imagen, incluso transiciones en el estado del cielo (de totalmente despejado a cubierto, o viceversa).

Cada batería se ejecuta un total de 6 veces, variando el horizonte temporal de 1 a 6 minutos. Ello supone un total de 24 ejecuciones sobre las baterías de pruebas, en las cuales, como se ha argumentado, tanto las condiciones de nubosidad como los horizontes temporales son variables. Por tanto, los resultados obtenidos deberían de constituir una muestra aceptablemente fiable del comportamiento general del algoritmo, y deberían de arrojar luz sobre la influencia del horizonte temporal en el proceso de predicción.

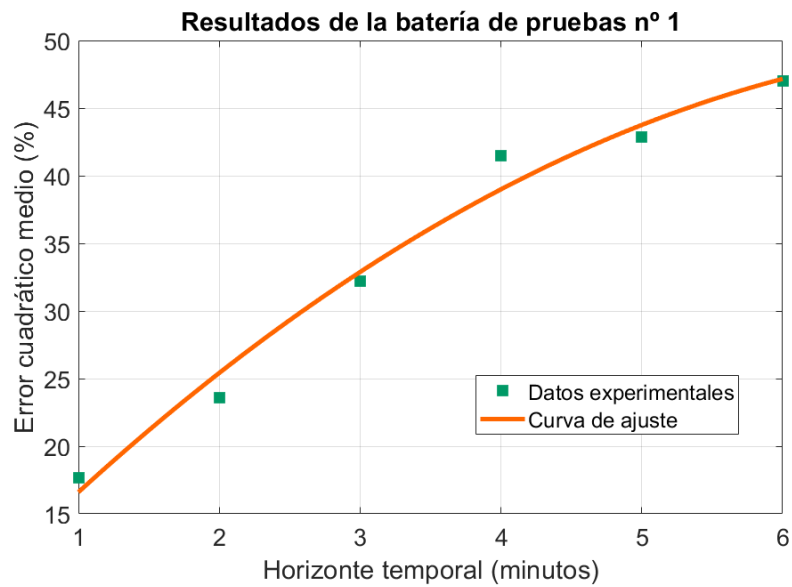
#### Gráficas

Dicho esto, en las siguientes páginas se muestran los resultados obtenidos. Para cada ejecución, se ha calculado el error cuadrático medio en las predicciones realizadas durante toda la ejecución. Luego, para cada batería, se han agrupado dichos errores en gráficas, mostrando la evolución conforme se aumenta el horizonte temporal.

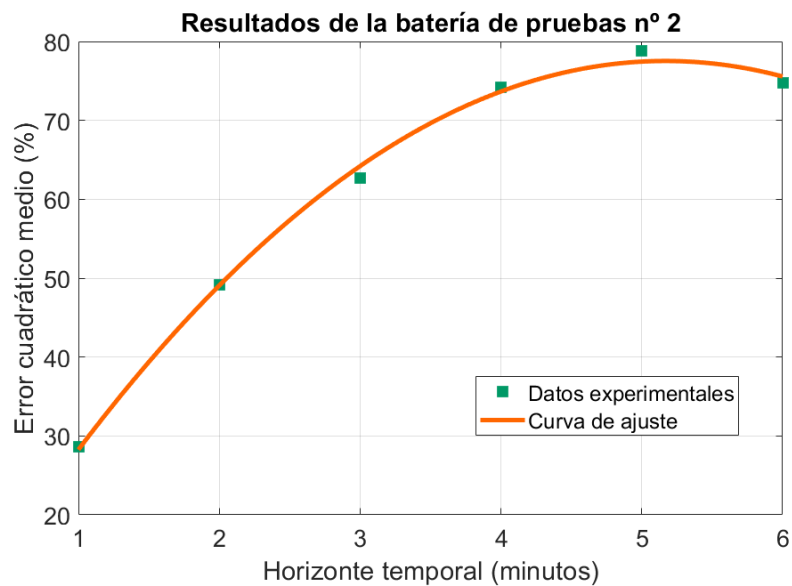
En líneas generales, los valores y tendencias del error cometido en las distintas baterías de pruebas se mantiene. No obstante, como se puede observar en la Figura 3.24, en la segunda batería de pruebas el error cometido es considerablemente más alto. Ello se debe a la presencia de nubes delgadas, que, como se explicó anteriormente, suponen un obstáculo insalvable para el algoritmo desarrollado.

En cuanto a la evolución de los resultados con el horizonte temporal, el algoritmo pierde precisión conforme aumenta el mismo, como es de esperar. Hasta los 3 minutos, el error es admisible, por lo general, y la predicción es lo suficientemente lejana en el tiempo como para que se produzcan cambios en el cielo. Supone el valor de compromiso entre el horizonte en el que el algoritmo se desenvuelve bien, y un intervalo de tiempo lo suficientemente extendido como para que la predicción sea relevante, y haya una ventana de tiempo útil en la que se pueda actuar.





**Figura 3.23** Resultados en las predicciones sobre la batería de pruebas nº 1.



**Figura 3.24** Resultados en las predicciones sobre la batería de pruebas nº 2.

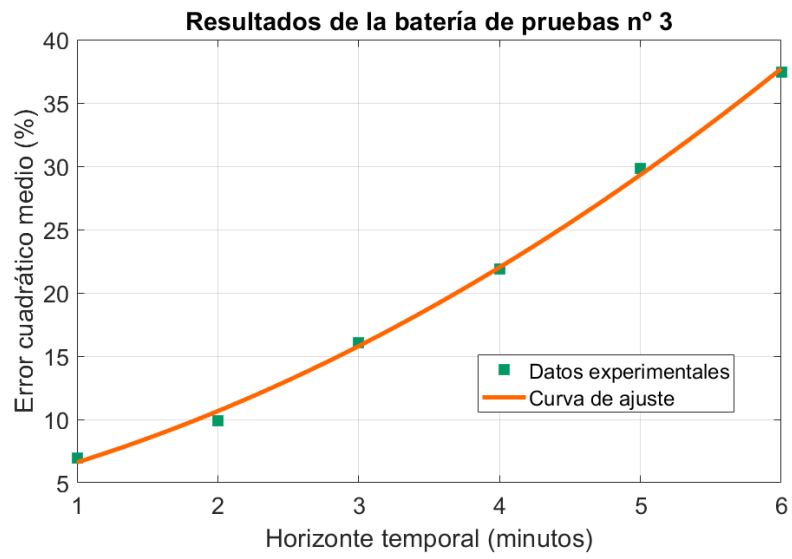


Figura 3.25 Resultados en las predicciones sobre la batería de pruebas nº 3.

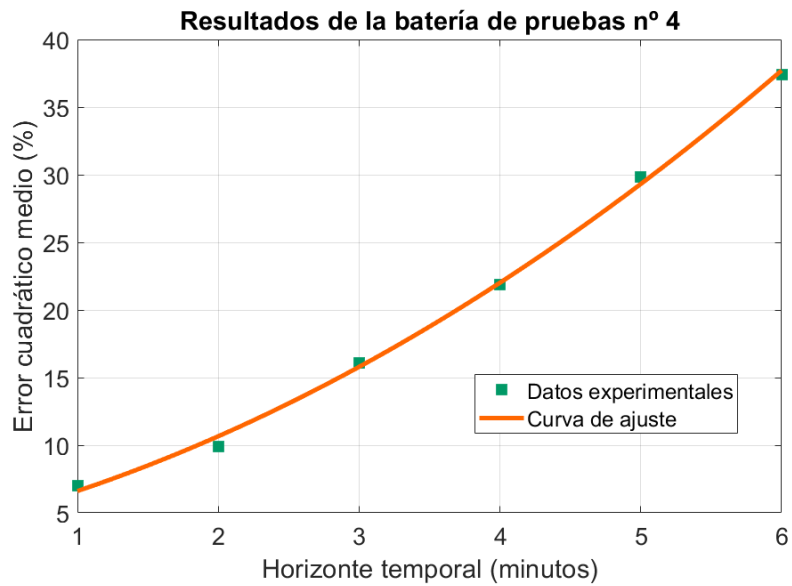


Figura 3.26 Resultados en las predicciones sobre la batería de pruebas nº 4.

**Tabla**

Por último, se muestran los resultados de todas las baterías en forma de tabla, y se calcula el error cuadrático medio para cada horizonte temporal.

**Tabla 3.1** Error cuadrático medio cometido en las predicciones realizadas sobre las baterías de pruebas.

	Horizonte temporal (min)					
	1	2	3	4	5	6
Batería 1	17.6401 %	23.6143 %	32.1995 %	41.4495 %	42.8899 %	47.0106 %
Batería 2	28.5916 %	49.1805 %	62.6993 %	74.1441 %	78.8585 %	74.7221 %
Batería 3	8.8062 %	13.2749 %	16.2242 %	18.0586 %	24.7734 %	37.6668 %
Batería 4	6.9811 %	9.9255 %	16.0676 %	21.9051 %	29.8093 %	37.4234 %
Promedio	15.5047 %	23.9988 %	31.7977 %	38.8893 %	44.0828 %	49.2057 %

En la Tabla 3.1 se pueden verificar las ideas discutidas hasta ahora. En general, y considerando la naturaleza académica del proyecto, el error cuadrático medio entra dentro de unos límites aceptables, permite obtener conclusiones a corto plazo, y delimita con claridad el alcance del algoritmo en cuanto al horizonte temporal en el que puede realizar predicciones fiables.



## 4 Conclusiones

---

En este último capítulo, se valorará el trabajo realizado y los resultados obtenidos, así como las habilidades desarrolladas y aprendidas durante el mismo. Además, también se expondrán las limitaciones encontradas, y se mencionarán posibles vías para continuar el presente proyecto.

### 4.1 Limitaciones

Como se expuso en la sección introductoria, el campo estudiado en el presente proyecto goza de una gran atención por parte de los investigadores actualmente, pues supone un conjunto de algoritmos aun por perfeccionar. Es por ello que existe una muy elevada cantidad de investigaciones realizadas en los últimos años, lo cual implica que, dentro del alcance de este proyecto, no hay tiempo suficiente para considerarlas todas. Además, ciertas investigaciones son de un nivel técnico demasiado elevado para el nivel de este trabajo. Aun así, se han estudiado un número relevante de ellas, suficiente para poder sacar conclusiones al respecto.

En el trabajo práctico realizado, las limitaciones se hacen más evidentes. Quizá la de mayor repercusión es la baja fidelidad de la máscara de nubes con respecto a la realidad. A continuación se enumeran las limitaciones encontradas durante el desarrollo práctico del proyecto, las cuales han de ser tenidas en cuenta al evaluar al algoritmo en su totalidad:

- Falta de automatización. Diversos parámetros y pruebas han de ser calibrados manualmente.
- Base de datos de imágenes del cielo limitada.
- Máscara de nubes poco precisa.
- Predicción con horizontes temporales limitados.
- Dificultad a la hora de evaluar la calidad de los resultados obtenidos.
- Uso de técnicas no óptimas en su ámbito.

En general, muchas de las limitaciones prácticas encontradas podrían resolverse invirtiendo más tiempo en depurar y mejorar las técnicas utilizadas, o usando otras más avanzadas. Por tanto, en cierto modo, otra de las mayores limitaciones encontradas es la de tener un tiempo limitado para el desarrollo del proyecto, el cual no va en consonancia con la dificultad y envergadura del problema al que se hace frente.

## 4.2 Valoración

Los objetivos del presente proyecto eran los de investigar, recopilar, y explorar las técnicas utilizadas profesionalmente en este campo, y también poner aquellas que entren dentro del alcance del proyecto en práctica.

En cuanto a lo primero, se ha realizado una revisión del estado del arte extensa y productiva. Dicha revisión ha aportado un mayor entendimiento de la problemática en cuestión, así como numerosas directrices para poner en práctica el proyecto. Se han aprendido las limitaciones de los algoritmos actuales, pero también aquellos que se usan de forma extensiva debido a su gran rendimiento.

En cuanto al trabajo práctico realizado, se han explorado distintas técnicas estudiadas con anterioridad, estructurando el proceso de predicción por completo según sus fases principales, y culminando con una sesión intensiva de pruebas para evaluar el comportamiento del algoritmo desarrollado. Aunque los resultados obtenidos están lejos de la calidad necesaria para poder aplicarse en sistemas reales, constituyen una buena simulación de los procedimientos utilizados realmente en este campo. Asimismo, ilustran algunas de las dificultades a resolver incluso por sistemas profesionales: la formación y evaporación de nubes, las variaciones de brillo causadas por la oclusión del sol, las nubes delgadas, etc.

Por lo tanto, en cuanto a la consecución de los objetivos propuestos inicialmente, puede decirse que el proyecto se ha desarrollado y concluido satisfactoriamente.

Tomando otra perspectiva, también se puede considerar al presente proyecto en el marco de la formación académica de la que forma parte. En ese sentido, durante el desarrollo del trabajo se han adquirido nuevas habilidades en cuanto a la realización de proyectos, y se han mejorado aquellas con MATLAB<sup>®</sup> y sus toolbox en profundidad. Se ha realizado una amplia labor de búsqueda de información, y para ello se ha aprendido a buscar y contrastar investigaciones científicas de primer nivel en bases de datos, y a extraer la información relevante para el proyecto a partir de ellas. Se han utilizado herramientas informáticas como Mendeley y L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X, para la elaboración de la base bibliográfica, y para la elaboración misma del presente documento, respectivamente. Ambas herramientas son utilizadas extensivamente por profesionales de la labor investigadora, y su aprendizaje sin duda será de gran valor de cara al futuro.

Todo ello sirve como entrenamiento en las tareas necesarias para enfrentarse a un proyecto de tal magnitud. Desde la búsqueda de información, pasando por el planteamiento inicial, la organización y realización de las distintas fases, hasta la depuración, junto con el aprendizaje de nuevas herramientas y habilidades, se trata de una experiencia necesaria en la formación profesional de cualquier ingeniero.

### 4.3 Trabajo futuro

Existen numerosas vías por las que continuar el presente trabajo. En primer lugar, existen determinadas técnicas que no se han puesto en práctica (usualmente aquellas de más elevado nivel técnico) con las que se podría experimentar.

Además, podría refinarse el conjunto de técnicas ya empleado, identificando aspectos a mejorar e investigando cómo podría optimizarse el uso que se hace de ellas. Por ejemplo, la fase de segmentación semántica es altamente susceptible de ser pulida, y en ella se podría conseguir un aumento sustancial de la precisión del algoritmo en su totalidad.

Por último, y quizá la opción mas prometedora, es la de introducir redes neuronales en la fase de segmentación o en la de predicción (o incluso en ambas). Como ya se ha mencionado, dichas redes ofrecen resultados superiores al resto de técnicas en labores de reconocimiento de formas y patrones, y prometen revolucionar la filosofía con la que se procesan las imágenes (si es que no lo han hecho ya).





# Apéndice A

## Código desarrollado

---

En este apéndice se recoge el código desarrollado en el presente proyecto, de forma que el trabajo pueda ser continuado desde donde se concluye aquí sin demasiados obstáculos.

### A.1 Software utilizado

El proyecto ha sido realizado en MATLAB® R2018a, y se ha hecho uso de los siguientes toolbox:

- Computer Vision System Toolbox
- Image Processing Toolbox
- Curve Fitting Toolbox

En las siguientes secciones se muestra el código comentado, acompañado de explicaciones sobre cómo ejecutarlo.

### A.2 Script principal

El siguiente código recoge todas las funcionalidades realizadas por el algoritmo, a excepción del preprocesado, que se tratará en la siguiente sección.

Para una correcta ejecución del código, habría que introducir la ubicación de la base de datos de imágenes, así como cargar las máscaras que representan al disco solar y al cielo relevante en el archivo *'TFG\_vars.mat'*.

Además, según el horizonte temporal en el que se quiera realizar la predicción, y el intervalo de toma de imágenes, han de modificarse las variables *saltos* y *factor\_desp*, las cuales influyen en el proceso de predicción, y han de ser calibradas experimentalmente.

Una vez solventados dichos puntos, el algoritmo está preparado para funcionar automáticamente. Sin más dilación, a continuación se muestra el código:

---

#### Código A.1 Código ejecutable para el proceso de predicción.

```
% Código del script principal
%% Inicialización de variables y datos
clearvars; clc; close all;

% Carga de parámetros en el workspace. Se incluyen las máscaras binarias
% seleccionando el disco solar, las cuales han sido creadas manualmente y
% dependen de las imágenes usadas. Dicho archivo se usa como base de datos
% para los resultados, también.
load('tfg_vars.mat');
```

```

% Creación de la base de datos de las imágenes (con función de
% preprocesado)
skyds = imageDatastore('D4-1430_1530','ReadFcn',@DatastorePreprocessing);

% Objeto de flujo óptico (método de Lucas-Kanade)
opticFlow = opticalFlowLK('NoiseThreshold',0.09);

% Lectura de imágenes y carga en el workspace
numFrames = numel(skyds.Files);
I = read(skyds);
sequence = zeros([size(I) numFrames],class(I));
sequence(:,:,1) = I;
for p = 2:numFrames
    I = read(skyds);
    sequence(:,:,p) = I;
end

% Nº de saltos entre la imagen actual, y aquella que se intenta
% predecir (depende del intervalo de captura de imágenes y del
% horizonte temporal de predicción)
saltos = 72;
% Factor de desplazamiento para la traslación en el proceso de
% predicción (varía según el horizonte temporal)
factor_desp = 64;
% Variable auxiliar, contador de predicciones
t = 0;
% Oclusión real del cielo
occlusion_sky_r = zeros(ceil((numFrames-1)/3),1);
% Oclusión predicha del cielo
occlusion_sky_p = zeros(ceil((numFrames-1)/3),1);
% Variable auxiliar para el cómputo del vector global de movimiento
global_motion_aux = zeros(ceil((numFrames-1)/3),2);
% Error cuadrático medio cometido
err = zeros(ceil((numFrames-1)/3),2);

%% Flujo óptico
% Estimación del flujo óptico en la secuencia

figure(1)
for k = 1:3:numFrames

    if k == 1
        imshow(sequence(:,:,k));
        title(sprintf('Imagen inicial'));
        flow = estimateFlow(opticFlow,sequence(:,:,k));
        pause(1);
    elseif k < numFrames-saltos
        t = t+1;

        flow = estimateFlow(opticFlow,sequence(:,:,k));

        % Corrección de ruido
        % Vectores del campo vectorial de flujo óptico anómalos son
        % eliminados, pues se deben a la formación/evaporación de nubes
        Vxf = flow.Vx;
        Vyf = flow.Vy;
    end
end

```

```

[M,N] = size(Vxf);
Magf = zeros(M,N);
Vxt = zeros(M,N); Vyt = zeros(M,N);
Vx_sum = double(0); Vy_sum = double(0); cont = 0;

for i=1:M
    for j=1:N
        Magf(i,j) = sqrt(Vxf(i,j)^2 + Vyf(i,j)^2);
        if Magf(i,j) > 2
            Vxf(i,j) = 0;
            Vyf(i,j) = 0;
        end
        % Cálculo del vector global de movimiento
        if Magf(i,j) > 0.1 && Magf(i,j) < 2
            Vx_sum = Vx_sum + double(Vxf(i,j));
            Vy_sum = Vy_sum + double(Vyf(i,j));
            cont = cont + 1;
        end
    end
end
Vxt(831,1056) = (Vx_sum/cont)*50;
Vyt(831,1056) = (Vy_sum/cont)*50;

% Suavizado del vector global de movimiento. Se promedian los
% vectores globales de movimiento entre una vecindad de imágenes
% para reducir el impacto de cambios bruscos en el brillo. Este
% suavizado no desvirtúa los datos, pues la velocidad de las nubes
% no cambia de forma brusca (mientras que el brillo sí, debido a la
% oclusión del sol, distorsionando el flujo óptico)
if t == 1
    global_motion_aux(t,:) = [Vxt(831,1056) Vyt(831,1056)];
    global_motion_vtr = [Vxt(831,1056) Vyt(831,1056)];
else
    global_motion_aux(1:t-1,:) = global_motion_aux(2:t,:);
    global_motion_aux(t,:) = [Vxt(831,1056) Vyt(831,1056)];
    global_motion_vtr = mean(global_motion_aux(1:t,:));
end
Vxt(831,1056) = global_motion_vtr(1);
Vyt(831,1056) = global_motion_vtr(2);

% Descomentar para visualizar el flujo óptico corregido
% imshow(sequence(:,:,k));
% title(sprintf('Imagen #%d',k));
% flow3 = opticalFlow(Vxt,Vyt);
% flow2 = opticalFlow(Vxf, Vyf);
% hold on;
% plot(flow2,'DecimationFactor',[5 5],'ScaleFactor',24);
% plot(flow3,'DecimationFactor',[5 5],'ScaleFactor',24);
% hold off;

%% Predicción

% Imágenes actual y futura
fi = sequence(:,:,k);
ff = sequence(:,:,k+saltos);

% Traslación de la región central de la imagen según el horizonte

```

```

% temporal escogido. 'FillValues' rellena las regiones de
% incertidumbre con nubes (0).
filt = @(binary_image) imtranslate(binary_image,factor_desp*
    global_motion_vtr,...
    'FillValues',0);
gf = roifilt2(fi, mask_sky, filt);

% Métricas
% Cálculo de la oclusión del disco solar
stats = regionprops(mask_sun,gf,'Area','MeanIntensity');
oc_correction = 255 - stats.MeanIntensity;
occlusion_sun = oc_correction*100/255;
if occlusion_sun < 20
    estado_p = '\color{blue}Despejado';
elseif occlusion_sun > 80
    estado_p = '\color{red}Cubierto';
else
    estado_p = '\color{orange}Parcialmente cubierto';
end

% Oclusión del cielo predicha
stats = regionprops(mask_sky,gf,'Area','MeanIntensity');
oc_correction = 255 - stats.MeanIntensity;
occlusion_sky_p(t) = oc_correction*100/255;

% Oclusión del cielo real
stats = regionprops(mask_sky,ff,'Area','MeanIntensity');
oc_correction = 255 - stats.MeanIntensity;
occlusion_sky_r(t) = oc_correction*100/255;

% Para la visualización de las predicciones realizadas y la imagen
% real, descomentar las siguientes líneas

% figure(2); imshowpair(gf,mask_ss,'blend')
% title(['Estado del disco solar: ',estado_p, ...
%       '. Porcentaje de cielo cubierto: ',num2str(occlusion_sky_p(t)),
%       '%']], 'FontSize',18);

% figure(3); imshowpair(ff,mask_sky,'blend')
% title(['Oclusión solar real: ',num2str(occlusion_sky_r), '%. Estado:
%       ',estado_r])
% title(['Porcentaje de cielo cubierto real: ',num2str(occlusion_sky_r)
%       , '%']], 'FontSize',18)

% Descomentar en caso de que se realice alguna visualización de
% imágenes
% pause(1);

% Cálculo del error cuadrático medio cometido
err(t) = immse(occlusion_sky_p(t), occlusion_sky_r(t));
end
end

%% Presentación y conservación de los datos obtenidos

% Eliminación de elementos sobrantes del vector

```

```

err = nonzeros(err');
mean(err)

% Los datos de interés pueden ser guardados para su análisis o futuras
% pruebas adicionales
save('tfg_vars.mat','global_motion_vtr','err','-append');

```

### A.3 Preprocesado de imágenes

Previamente a su carga en la base de datos de imágenes y en el workspace, las imágenes son preprocesadas, y ello se realiza mediante una función auxiliar que se invoca en la creación del datastore. El código de dicha función se muestra a continuación:

**Código A.2** Función de preprocesado de las imágenes de la base de datos.

```

function go = DatastorePreprocessing(filename)
% Función de preprocesado de imágenes almacenadas en el datastore

% Carga la máscara del disco solar al workspace. Dichas máscaras han sido
% realizadas manualmente sobre las imágenes
load('tfg_vars','mask_sun');

f = imread(filename);
[M, N, ~] = size(f);

% Obtención de los canales de rojo y azul de la imagen
fr = double(f(:,:,1));
fb = double(f(:,:,3));

% Operación NRBR (Normalised Red to Blue Ratio)
f_NRBR = (fb-fr)./(fb+fr);

% Adecuación del resultado al formato de imagen
for i=1:M
    for j=1:N

        if f_NRBR(i,j)<0 || isnan(f_NRBR(i,j))
            f_NRBR(i,j) = 0;
        end

    end

end
f_NRBR = 255*f_NRBR;
g = uint8(f_NRBR);

%% Creación de la máscara binaria

thr = 0.085;
gb = or(im2bw(g, thr), mask_sun); % Exclusión del disco solar
gb = uint8(255*gb);
go = gb;

%% Operaciones morfológicas
% Creación de los elementos estructuradores
SEe = strel('disk',7);

```

```
SEc = strel('disk', 20);  
  
% Erosión y cierre  
gbe = imerode(gb,SEe);  
gbc = imclose(gbe,SEc);  
  
go = gbc;
```

# Índice de Figuras

---

3.1	Ejemplo de imagen obtenida por la cámara	10
3.2	Imagen obtenida tras aplicar la operación NRBR	11
3.3	Máscara binaria según el criterio de Otsu	12
3.4	Máscara binaria obtenida empíricamente	12
3.5	Máscara binaria con el disco solar excluido	13
3.6	Erosión con elemento estructurador en forma de diamante	14
3.7	Erosión con elemento estructurador en forma de disco circular	15
3.8	Erosión con elemento estructurador en forma de disco circular con tamaño reducido	15
3.9	Contorno añadido por la operación de erosión (verde)	16
3.10	Contorno eliminado por la operación de cierre (magenta)	16
3.11	Máscara binaria definitiva	17
3.12	Resultados del algoritmo de flujo óptico de Lucas-Kanade	18
3.13	Campo de vectores filtrado producto de Lucas-Kanade (azul), y vector global de movimiento (naranja)	19
3.14	Campo de vectores producido por el algoritmo de Block-matching	20
3.15	Predicción realizada mostrando énfasis en la región del disco solar	21
3.16	Imagen del primer caso seleccionado	23
3.17	Predicción realizada sobre el primer caso seleccionado, con un horizonte temporal de 3 minutos	25
3.18	Imagen real (tras el procesado) a los 3 minutos de la anterior	25
3.19	Imagen del segundo caso seleccionado	26
3.20	Predicción realizada sobre el segundo caso seleccionado, con un horizonte temporal de 3 minutos	26
3.21	Imagen del tercer caso seleccionado	27
3.22	Predicción realizada sobre el tercer caso seleccionado, con un horizonte temporal de 3 minutos	27
3.23	Resultados en las predicciones sobre la batería de pruebas nº 1	29
3.24	Resultados en las predicciones sobre la batería de pruebas nº 2	29
3.25	Resultados en las predicciones sobre la batería de pruebas nº 3	30
3.26	Resultados en las predicciones sobre la batería de pruebas nº 4	30





# Bibliografía

---

- [1] David Bernecker, Christian Riess, Elli Angelopoulou, and Joachim Hornegger, *Towards Improving Solar Irradiance Forecasts with Methods from Computer Vision*, Computer Vision in Applications Workshop (DAGM), 2012.
- [2] ———, *Continuous short-term irradiance forecasts using sky images*, Solar Energy (2014).
- [3] ———, *Continuous short-term irradiance forecasts using sky images*, Solar Energy **110** (2014), 303–315.
- [4] Viv Bone, John Pidgeon, Michael Kearney, and Ananthanarayanan Veeraragavan, *Intra-hour direct normal irradiance forecasting through adaptive clear-sky modelling and cloud tracking*, Solar Energy **159** (2018), no. October 2017, 852–867.
- [5] Chi Wai Chow, Bryan Urquhart, Matthew Lave, Anthony Dominguez, Jan Kleissl, Janet Shields, and Byron Washom, *Intra-hour forecasting with a total sky imager at the UC San Diego solar energy testbed*, Solar Energy **85** (2011), no. 11, 2881–2893.
- [6] Yinghao Chu, Hugo T.C. Pedro, and Carlos F.M. Coimbra, *Hybrid intra-hour DNI forecasts with sky image processing enhanced by stochastic learning*, Solar Energy (2013).
- [7] Soumyabrata Dev, Yee Hui Lee, and Stefan Winkler, *Color-Based Segmentation of Sky/Cloud Images from Ground-Based Cameras*, IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing **10** (2017), no. 1, 231–242.
- [8] H Escrig, F J Batlles, J Alonso, F M Baena, J L Bosch, I B Salbidegoitia, and J I Burgaleta, *Cloud detection, classification and motion estimation using geostationary satellite imagery for cloud cover forecast*, 2013.
- [9] Hao Huang, Shinjae Yoo, Dantong Yu, Dong Huang and Hong Qin, *Cloud Motion Detection for Short Term Solar Power Prediction*, ICML 2011 Workshop on Machine Learning for Global Challenges, 2011.
- [10] Qingyong Li, Weitao Lu, and Jun Yang, *A hybrid thresholding algorithm for cloud detection on ground-based color images*, Journal of Atmospheric and Oceanic Technology **28** (2011), no. 10, 1286–1296.
- [11] Qingyong Li, Weitao Lu, Jun Yang, and James Z. Wang, *Thin cloud detection of all-sky images using Markov random fields*, IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters **9** (2012), no. 3, 417–421.
- [12] Charles N. Long, J. M. Sabburg, J. Calbó, and D. Pagès, *Retrieving cloud characteristics from ground-based daytime color all-sky images*, Journal of Atmospheric and Oceanic Technology (2006).
- [13] Bruce D. Lucas and Takeo Kanade, *An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision.*, Robotics (1981).
- [14] Lydie Magnone, Fabrizio Sossan, Enrica Scolari, and Mario Paolone, *Cloud Motion Identification Algorithms Based on All-Sky Images to Support Solar Irradiance Forecast*.

- [15] Zhenzhou Peng, Shinjae Yoo, Dantong Yu, and Dong Huang, *Solar irradiance forecast system based on geostationary satellite*, 2013 IEEE International Conference on Smart Grid Communications, SmartGridComm 2013, 2013.
- [16] Zhenzhou Peng, Dantong Yu, Dong Huang, John Heiser, and Paul Kalb, *A hybrid approach to estimate the complex motions of clouds in sky images*, *Solar Energy* **138** (2016), 10–25.
- [17] Zhenzhou Peng, Dantong Yu, Dong Huang, John Heiser, Shinjae Yoo, and Paul Kalb, *3D cloud detection and tracking system for solar forecast using multiple sky imagers*, *Solar Energy* (2015).
- [18] Maneesha Singh and Matt Glennen, *Automated ground-based cloud recognition*, *Pattern Analysis and Applications* (2005).
- [19] B. Sivaneasan, C. Y. Yu, and K. P. Goh, *Solar Forecasting using ANN with Fuzzy Logic Pre-processing*, *Energy Procedia* **143** (2017), 727–732.
- [20] Alireza Taravat, Fabio Del Frate, Cristina Cornaro, and Stefania Vergari, *Neural networks and support vector machine algorithms for automatic cloud classification of whole-sky ground-based images*, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* **12** (2015), no. 3, 666–670.
- [21] J. P. Thirion, *Image matching as a diffusion process: An analogy with Maxwell's demons*, *Medical Image Analysis* (1998).
- [22] Pekko Tuominen and Minttu Tuononen, *Cloud detection and movement estimation based on sky camera images using neural networks and the Lucas-Kanade method*, *AIP Conference Proceedings* **1850** (2017).
- [23] P Wood-Bradley, J Zapata, and J Pye, *Cloud tracking with optical flow for short-term solar forecasting*, 50Th Conference of the Australian Solar Energy Society (2012), no. November, 2–7.
- [24] Masanori Yabuki, Masataka Shiobara, Kimiko Nishinaka, and Makoto Kuji, *Development of a cloud detection method from whole-sky color images*, *Polar Science* **8** (2014), no. 4, 315–326.