

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIEROS  
INDUSTRIALES Y DE TELECOMUNICACIÓN

UNIVERSIDAD DE CANTABRIA



*Trabajo Fin de Grado*

**MONITORIZACIÓN DE LA GENERACIÓN  
ELÉCTRICA DE UNA INSTALACIÓN  
FOTOVOLTAICA  
(MONITORING OF THE ELECTRICITY  
GENERATION OF A PHOTOVOLTAIC  
INSTALLATION)**

Para acceder al Título de

***Graduado en  
Ingeniería de Tecnologías de Telecomunicación***

Autor: Carlos Prieto Pérez

Julio - 2022



E.T.S. DE INGENIEROS INDUSTRIALES Y DE TELECOMUNICACION

**GRADUADO EN INGENIERÍA DE TECNOLOGÍAS DE TELECOMUNICACIÓN**

**CALIFICACIÓN DEL TRABAJO FIN DE GRADO**

**Realizado por: Carlos Prieto Pérez**

**Director del TFG: Jesús María Mirapeix Serrano**

**Título: “Monitorización de la generación eléctrica de una instalación fotovoltaica”**

**Title: “Monitoring of the electricity generation of a photovoltaic installation”**

**Presentado a examen el día: 22 de julio de 2022**

para acceder al Título de

**GRADUADO EN INGENIERÍA DE TECNOLOGÍAS DE TELECOMUNICACIÓN**

Composición del Tribunal:

Presidente (Apellidos, Nombre): Conde Portilla, Olga

Secretario (Apellidos, Nombre): Mirapeix Serrano, Jesús María

Vocal (Apellidos, Nombre): García Arranz, Marta

Este Tribunal ha resuelto otorgar la calificación de: .....

Fdo.: El Presidente

Fdo.: El Secretario

Fdo.: El Vocal

Fdo.: El Director del TFG

(sólo si es distinto del Secretario)

Vº Bº del Subdirector

Trabajo Fin de Grado Nº  
(a asignar por Secretaría)

# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Resumen	1
1.2. Abstract	2
1.3. Contexto	2
<b>2. La energía solar</b>	<b>4</b>
2.1. Introducción	4
2.2. Tipos	5
2.2.1. Energía solar térmica	5
2.2.2. Energía solar fotovoltaica	6
2.2.3. Energía solar pasiva	7
2.3. Generación eléctrica en la energía solar fotovoltaica	8
2.4. Situación actual de la fotovoltaica	10
2.4.1. A nivel mundial	10
2.4.2. A nivel España	12
<b>3. La predicción fotovoltaica</b>	<b>14</b>
3.1. La importancia de la predicción energética	14
3.2. Variables importantes para la predicción fotovoltaica	15
3.3. El estado del arte	17
3.3.1. Mediante minería de datos	17
3.3.2. Mediante redes neuronales	20
3.3.3. Mediante machine learning	24
3.3.4. Mediante procesamiento de imágenes	28

<b>4. Aplicación a una instalación fotovoltaica .....</b>	<b>31</b>
4.1. Introducción .....	31
4.2. Método aplicado .....	31
4.3. Instalación 1 .....	33
4.3.1. Instalación y webcam escogidas .....	33
4.3.2. Irradiancia, variación y patrón de Sol y sombras .....	36
4.3.3. Resultados .....	40
4.4. Instalación 2 .....	53
4.4.1. Instalación y webcam escogidas .....	53
4.4.2. Irradiancia, variación y patrón de Sol y sombras .....	55
4.4.3. Resultados .....	59
<b>5. Conclusiones y líneas futuras .....</b>	<b>69</b>
<b>6. Bibliografía y referencias .....</b>	<b>70</b>

# Índice de figuras

Figura 1. Instalación solar térmica de baja temperatura .....	5
Figura 2. Instalación solar fotovoltaica de autoconsumo instalada a la red	6
Figura 3. Planta fotovoltaica 'Núñez de Balboa', Badajoz, España .....	7
Figura 4. Energía solar pasiva en una vivienda .....	7
Figura 5. Efecto fotovoltaico .....	8
Figura 6. Variación del coeficiente de absorción según el material y la longitud de onda .....	9
Figura 7. Ranking en energía fotovoltaica mundial en 2020 .....	10
Figura 8. Evolución de potencia fotovoltaica instalada a nivel mundial ...	11
Figura 9. Previsión de la fotovoltaica en los próximos años .....	11
Figura 10. Evolución de la potencia fotovoltaica instalada en España de 2010 a 2020 .....	12
Figura 11. Generación fotovoltaica española en 2020 por comunidades autónomas .....	13
Figura 12. Diferentes tipos de radiación solar .....	15
Figura 13. Estructura de un árbol de decisión .....	17
Figura 14. Estructura de un Random Forest .....	18
Figura 15. Diferencia aproximación entre un árbol de decisión y un bosque aleatorio .....	18
Figura 16. Comparación predicción energética y producción real en el margen de un mes .....	19
Figura 17. Comparación predicción energética y producción real en el margen de un día .....	19
Figura 18. Organización de una red neuronal .....	20
Figura 19. Partes de una neurona artificial .....	21
Figura 20. Resultados peor MAPE de la red neuronal .....	23

Figura 21. Resultados mejor MAPE de la red neuronal .....	23
Figura 22. Ejemplo de regresión lineal de mínimos cuadrados .....	25
Figura 23. Resultados obtenidos mediante regresión lineal de mínimos cuadrados .....	26
Figura 24. Support Vector Machine Regression .....	27
Figura 25. Resultados obtenidos mediante Support Vector Machine Regression .....	28
Figura 26. Imagen captada por la cámara .....	29
Figura 27. Imagen tras pasar por los procesos descritos .....	29
Figura 28. Vector global de movimiento de las nubes .....	30
Figura 29. Resultados del método de predicción .....	30
Figura 30. Colores y su código RGB .....	32
Figura 31. Página web de la generación real de la instalación 1 .....	34
Figura 32. Página web de la webcam 1 .....	35
Figura 33. Base de datos con condiciones climatológicas de la webcam .	35
Figura 34. Región de interés para el procesado de imagen 1 .....	36
Figura 35. Irradiancia de mayo en la ubicación de la instalación 1 .....	37
Figura 36. Variación irradiación del mes de mayo 2021 .....	37
Figura 37. Curva generación 5 mayo .....	38
Figura 38. Curva generación 6 mayo .....	38
Figura 39. Curva generación 8 mayo .....	39
Figura 40. Curva generación 9 mayo .....	39
Figura 41. Patrón de Sol y sombras instalación 1 .....	40
Figura 42. Resultados predicción instantánea 18 mayo 2022 .....	41
Figura 43. Resultados predicción instantánea 21 mayo 2022 .....	43
Figura 44. Resultados predicción instantánea 26 mayo 2022 .....	44
Figura 45. Resultados predicción margen temporal 15 minutos 19 mayo 2022 .....	45
Figura 46. Resultados predicción margen temporal 30 minutos 19 mayo 2022 .....	45

Figura 47. Resultados predicción margen temporal 45 minutos 19 mayo 2022 .....	46
Figura 48. Resultados predicción margen temporal 60 minutos 19 mayo 2022 .....	46
Figura 49. Resultado predicción 15 minutos 21 de mayo 2022 .....	48
Figura 50. Resultado predicción 15 minutos 26 de mayo 2022 .....	49
Figura 51. Resultado predicción 30 minutos 21 de mayo 2022 .....	49
Figura 52. Resultado predicción 30 minutos 26 de mayo 2022 .....	50
Figura 53. Resultado predicción 45 minutos 21 de mayo 2022 .....	50
Figura 54. Resultado predicción 45 minutos 26 de mayo 2022 .....	51
Figura 55. Resultado predicción 60 minutos 21 de mayo 2022 .....	51
Figura 56. Resultado predicción 60 minutos 26 de mayo 2022 .....	52
Figura 57. Página web de la generación real de la instalación 2 .....	53
Figura 58. Página web de la webcam .....	54
Figura 59. Región de interés para el procesado de imagen 2 .....	55
Figura 60. Irradiancia de junio en la ubicación de la instalación 2 .....	55
Figura 61. Variación irradiación del mes de junio 2021 .....	56
Figura 62. Curva generación 31 mayo .....	56
Figura 63. Curva generación 1 junio .....	57
Figura 64. Curva generación 3 junio .....	57
Figura 65. Curva generación 4 junio .....	58
Figura 66. Patrón de Sol y sombras instalación 2 .....	58
Figura 67. Resultado predicción instantánea 5 de junio 2022 .....	59
Figura 68. Resultado predicción 15 minutos 5 de junio 2022 .....	59
Figura 69. Resultado predicción 30 minutos 5 de junio 2022 .....	60
Figura 70. Resultado predicción 45 minutos 5 de junio 2022 .....	60
Figura 71. Resultado predicción 60 minutos 5 de junio 2022 .....	61
Figura 72. Resultado predicción instantánea 6 de junio 2022 .....	63
Figura 73. Resultado predicción 15 minutos 6 de junio 2022 .....	63
Figura 74. Resultado predicción 30 minutos 6 de junio 2022 .....	64

Figura 75. Resultado predicción 45 minutos 6 de junio 2022 .....	64
Figura 76. Resultado predicción 60 minutos 6 de junio 2022 .....	65
Figura 77. Resultados predicción instantánea 18 de junio 2022 .....	65
Figura 78. Resultados predicción 15 minutos 18 de junio 2022.....	66
Figura 79. Resultados predicción 30 minutos 18 de junio 2022.....	66
Figura 80. Resultados predicción 45 minutos 18 de junio 2022 .....	67
Figura 81. Resultados predicción 60 minutos 18 de junio 2022 .....	67

# Índice de tablas

Tabla 1. Resultados predicción instantánea instalación 1 .....	42
Tabla 2. Error promedio de ambos métodos para la predicción instantánea instalación 1 .....	44
Tabla 3. Resultados predicción con distintos horizontes temporales instalación 1 .....	47
Tabla 4. Error promedio de predicciones con diferentes horizontes temporales instalación 1 .....	52
Tabla 5. Resultados predicción con distintos horizontes temporales instalación 2 .....	62
Tabla 6. Error promedio de predicciones con diferentes horizontes temporales instalación 2 .....	68

# Capítulo 1

## Introducción

### 1.1. Resumen

La energía solar fotovoltaica es en la actualidad la tecnología de generación eléctrica que presenta un mayor crecimiento en cuanto a potencia instalada a nivel mundial, lo que implica que tendrá un papel muy relevante en los sistemas eléctricos en un futuro cercano, tanto desde la generación a gran escala en grandes plantas como la generación distribuida desde instalaciones de pequeña y media potencia.

Dada la naturaleza fluctuante de la generación solar, la monitorización de la generación de estas instalaciones puede ser relevante, tanto desde el punto de vista del operador de red como en instalaciones de autoconsumo, las cuales son cada vez más frecuentes.

Este proyecto se centrará en dichas instalaciones fotovoltaicas, y su objetivo principal será diseñar un sistema que permita monitorizar la cantidad de energía eléctrica generada mediante diferentes parámetros como pueden ser lo despejado que este el cielo, la velocidad del viento o la temperatura... y así poder hacer un seguimiento de la generación e incluso predecir dicha producción dentro de un determinado horizonte temporal.

## **1.2. Abstract**

Photovoltaic solar energy is currently the electricity generation technology that shows the greatest growth in terms of installed power worldwide, which implies that it will have a very relevant role in electrical systems in the near future, both from the viewpoint of large-scale generation in large plants or considering distributed generation from small and medium power installations.

Given the fluctuating nature of solar generation, monitoring the generation of these installations can be relevant, both from the point of view of the grid operator and in self-consumption installations, which are becoming more frequent.

This project will focus on these photovoltaic installations, and its main objective will be to design a system that allows monitoring the amount of electrical energy generated through different parameters such as how clear the sky is, the speed of the wind or the temperature... and so being able to monitor the generation and even predict the associated production within a certain time range.

## **1.3. Contexto**

La electricidad es un elemento fundamental en nuestra vida, sin ella nuestro presente sería muy diferente al que estamos acostumbrados. Por este motivo, los diferentes países deben de ser capaces de obtener este recurso, ya sea generándolo ellos mismos o importándolo.

La electricidad se obtiene mediante el uso de energías primarias, las cuales se pueden dividir en dos grupos, energías primarias no-renovables, conocidas por ser limitadas, es decir, disminuyen a medida que se usan, debido a que se utilizan a un mayor ritmo del que tardan en regenerarse como pueden ser el carbón o el petróleo entre otros; y energías primarias renovables, obtenidas de fuentes naturales y de carácter inagotable, por lo que no existe preocupación sobre su posible agotamiento, como el viento, la luz solar...

Anteriormente, la generación eléctrica consistía únicamente en centrales termoeléctricas, en las cuales, mediante la combustión de combustibles fósiles, es decir, recursos no-renovables, se generaba vapor, el cual acciona una turbina. Este movimiento de la turbina era transformado en energía eléctrica mediante un alternador, encargado de transformar la energía mecánica en energía eléctrica.

El uso de recursos no-renovables, a excepción de los nucleares, genera típicamente gases contaminantes, los cuales contribuyen al calentamiento global, situación que cada vez se agrava más en nuestro día a día, deteriorando el estado de nuestro planeta. Es

debido a esto que se han buscado maneras alternativas de generar energía eléctrica sin necesidad de generar residuos ni afectar dañinamente al planeta. Es aquí donde entran en juego los recursos renovables.

El uso de estas energías primarias renovables ha permitido la generación eléctrica de una manera limpia, como bien puede ser la generación eléctrica mediante energía hidráulica, eólica, solar... Al principio su uso no era muy común debido a otras dificultades que presentaban dichas tecnologías, pero gracias a avances tecnológicos y a la concienciación con el medio ambiente, su uso ha aumentado considerablemente, consistiendo actualmente cerca de la mitad de la energía generada.

Particularmente España es un país que depende de las importaciones energéticas exteriores, tanto, que, en el año 2019, España importó aproximadamente el 75% de su energía [1]. En lo que se refiere a la generación del propio país, el 53.4% fue debido a recursos no-renovables, destacando la nuclear (20.8%) y el ciclo combinado (17.2%), mientras que el 46.6% fue gracias a los recursos renovables, cuyos protagonistas son la energía eólica (23.3%) y la hidráulica (11.4%). Estos datos si se comparan con años anteriores, como 2005, sorprende el incremento del uso de recursos renovables puesto que, en dicho año, solo aportaron el 16.3% de la generación eléctrica española. [2]

Como se puede ver, el uso de las energías renovables es muy importante en la actualidad y esa importancia en el futuro va en aumento. Es necesario tener toda la información posible para aprovechar estos recursos al máximo, es en esto en lo que se centra este proyecto, en diseñar una herramienta de manera que se pueda monitorizar la energía eléctrica generada por una instalación fotovoltaica para posteriormente predecir esa producción dentro de un margen temporal.

# Capítulo 2

## La energía solar

### 2.1. Introducción

Como bien se ha dicho en el capítulo anterior, este proyecto se va a centrar en la energía solar, por lo que se va a realizar una breve introducción a los conceptos fundamentales relacionados con este ámbito.

El Sol es la principal fuente de energía de nuestro planeta, sin él, la Tierra sería inhabitable. El Sol está directamente relacionado con casi todas las diferentes energías que se pueden obtener, como, por ejemplo, de la energía hidráulica formando parte del ciclo del agua, o de la eólica, puesto que el viento es un producto de este.

Además de formar indirectamente parte de otras energías, se puede obtener energía directamente de la estrella, lo que se conoce como energía solar. Esta energía renovable, es decir, virtualmente inagotable, es obtenida a partir de la radiación electromagnética generada por el Sol y que llega hasta nosotros.

El uso de esta energía está aumentando a una gran velocidad, y está siendo cada vez más presente en nuestro día a día. Para hacerse una idea, según el informe de Tendencias de transición energética 2020 (Power Transition Trends 2020) de la empresa de investigación BloombergNEF [3], la energía solar ha pasado de tener en 2010 una capacidad total instalada de 43.7 GW a 651 GW a finales del año 2019. Es decir, ha pasado de representar un 0.16% de la energía eléctrica generada mundial al 2.7% en apenas una década, y según la Agencia Internacional de Energías Renovables (IRENA) se prevé que en 2030 la capacidad de esta energía sea de 2840 GW. [4]

## 2.2. Tipos

No existe únicamente un tipo de energía solar, existen tres dependiendo del origen y procesamiento de la energía solar: la energía solar térmica, la fotovoltaica y la pasiva.

### 2.2.1. Energía solar térmica

La energía solar térmica, también conocida como termosolar, se obtiene de transformar la radiación solar en calor mediante colectores térmicos, los cuales calientan un líquido que hay en su interior y el cual posteriormente puede utilizarse para aprovecharse para varios usos, como calefacción, agua caliente o incluso uso industrial para obtener electricidad [5].

Existen tres subtipos de energía solar térmica en función de la temperatura que se alcanza en los colectores [6]:

- Energía solar térmica de baja temperatura: los colectores alcanzan temperaturas de 65 °C.
- Energía solar térmica de media temperatura: los colectores alcanzan temperaturas de 300 °C.
- Energía solar térmica de alta temperatura: los colectores alcanzan temperaturas superiores a 500 °C.

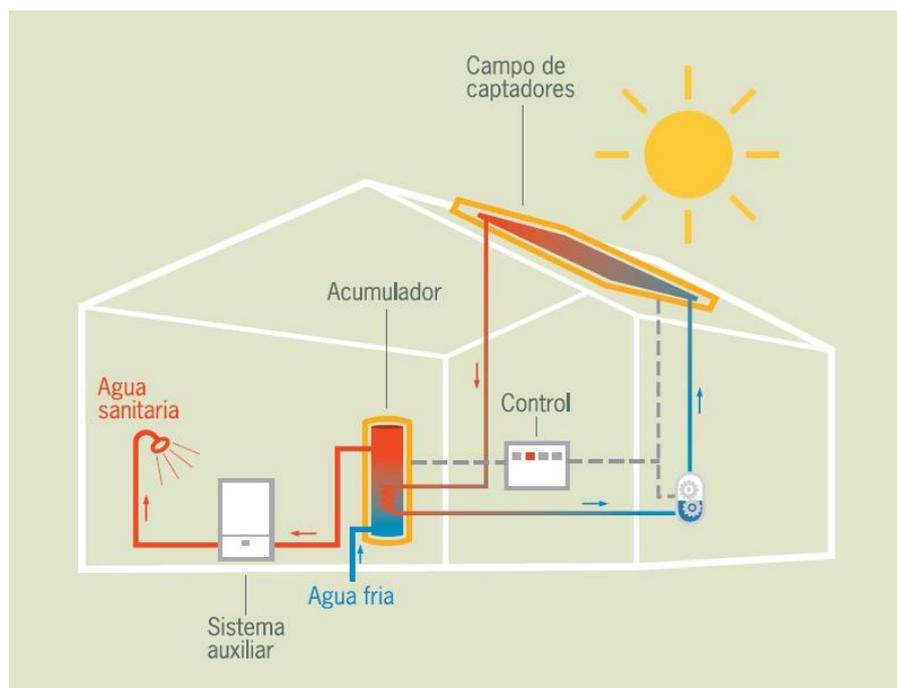


Figura 1. Instalación solar térmica de baja temperatura

## 2.2.2. Energía solar fotovoltaica

La energía solar fotovoltaica se obtiene de transformar la radiación solar en electricidad mediante unos componentes denominados paneles solares fotovoltaicos gracias a un fenómeno llamado efecto fotoeléctrico, el cual será explicado posteriormente.

Para este tipo de energía podemos encontrar tanto instalaciones de autoconsumo como centrales o plantas fotovoltaicas.

- Instalación de autoconsumo: Es aquella instalación fotovoltaica utilizada para utilizar la electricidad que uno mismo produce. Suele estar orientada a pequeñas infraestructuras como pueden ser viviendas o edificios. A su vez, pueden estar conectadas a la red, es decir, existe algún punto de conexión con la red de distribución eléctrica; o estar aislada, en las que dicho punto de conexión no existe.
- Centrales o plantas fotovoltaicas: Son instalaciones orientadas para el abastecimiento eléctrico de poblaciones. Este tipo de instalaciones producen corriente continua a la que se le transforma en corriente alterna mediante un inversor para su posterior transporte. La planta fotovoltaica más grande de Europa se llama 'Núñez de Balboa' y está ubicada en Badajoz, España, con una capacidad de 500 MWp y una extensión de más de 1000 hectáreas con 1.43 millones de paneles solares [7].

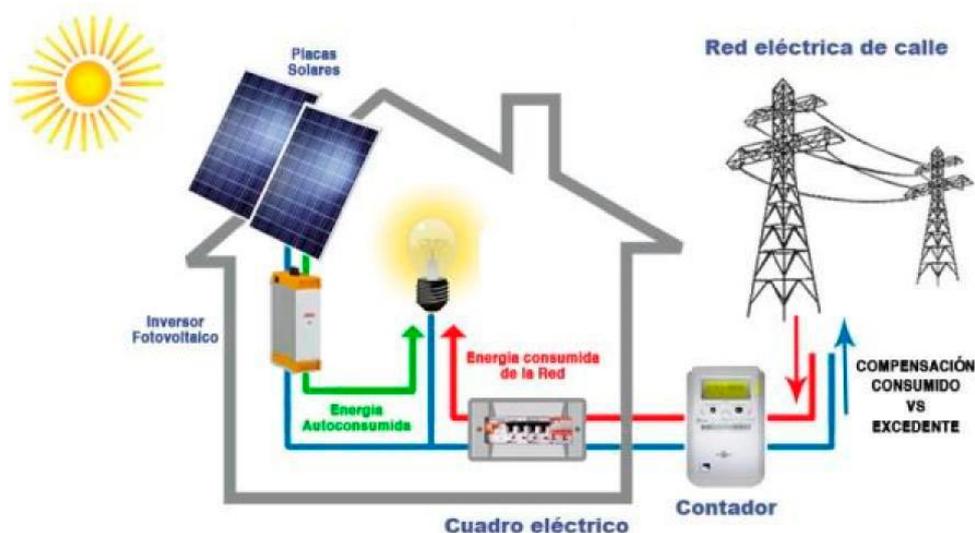


Figura 2. Instalación solar fotovoltaica de autoconsumo instalada a la red



Figura 3. Planta fotovoltaica 'Núñez de Balboa', Badajoz, España

### 2.2.3. Energía solar pasiva

A diferencia de los anteriores tipos, este tipo de energía solar no necesita de ningún elemento para captar y aprovechar la energía procedente del Sol. Los factores para el aprovechamiento de la luz y el calor solar en esta tecnología están ligados con las propiedades de la propia vivienda, relacionadas mediante el término arquitectura bioclimática. Para conseguir los beneficios de esta energía habrá que tener en cuenta aspectos de la vivienda como la ubicación y la orientación, el aislamiento, cubiertas... [8].

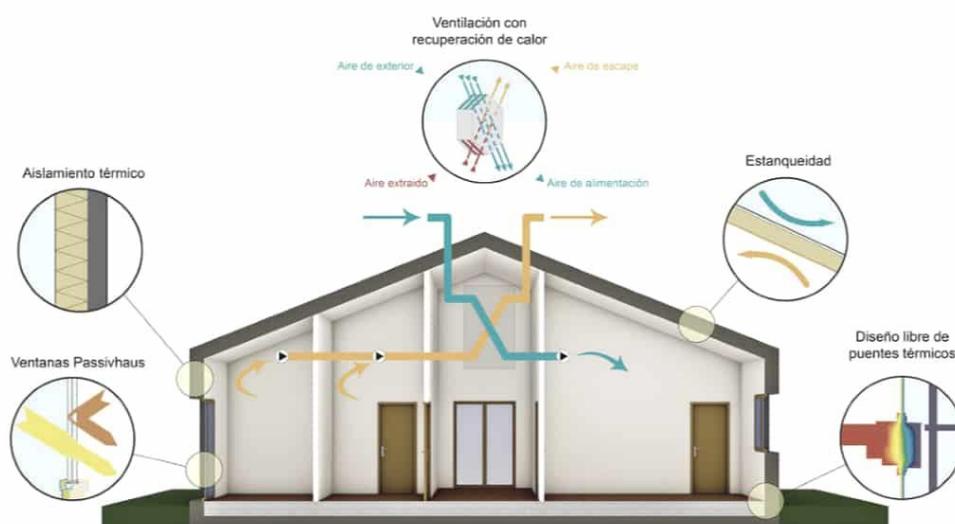


Figura 4. Energía solar pasiva en una vivienda

De entre todos los tipos de energía solar, el proyecto se va a centrar en la energía solar fotovoltaica, por ser aquella que tiene un mayor uso y una mayor potencia instalada actualmente, y una mejor proyección de futuro.

### 2.3. Generación eléctrica en la energía solar fotovoltaica

Como se esbozó en el punto anterior, la electricidad en este tipo de tecnología se obtiene de transformar la radiación solar en electricidad mediante unos componentes denominados paneles solares fotovoltaicos gracias a un fenómeno llamado efecto fotoeléctrico.

El efecto es la producción de corriente eléctrica gracias a la exposición de piezas de dos materiales distintos a la radiación solar. Este fenómeno tiene lugar en las células fotovoltaicas, dispositivos electrónicos (uniones p-n), fabricados con materiales semiconductores tales que cuando un fotón con suficiente energía incide y penetra en el material provoca el salto de electrones de una capa a otra generando una corriente eléctrica [9][10]. Estas células se agrupan formando paneles fotovoltaicos.

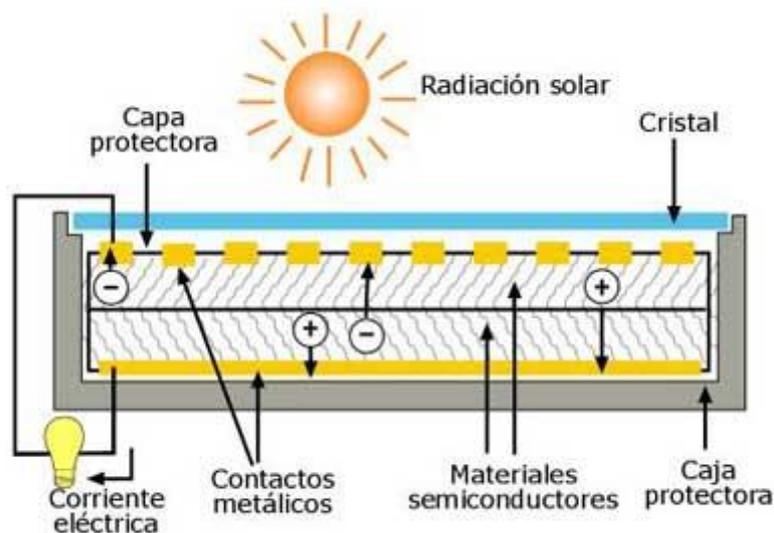


Figura 5. Efecto fotovoltaico

Un aspecto importante de los paneles fotovoltaicos es el material del que se fabrican, puesto que esto determina la eficiencia, que hace referencia a la cantidad de energía solar que cae sobre la superficie de un panel y se convierte en electricidad. Esto es debido a que cada material tiene un coeficiente de absorción distinto, pudiendo así absorber más o menos radiación influyendo en la cantidad de corriente eléctrica generada. En la siguiente imagen, Figura 6, se puede observar cómo afecta el material de fabricación al coeficiente de absorción y como varía según la longitud de onda.

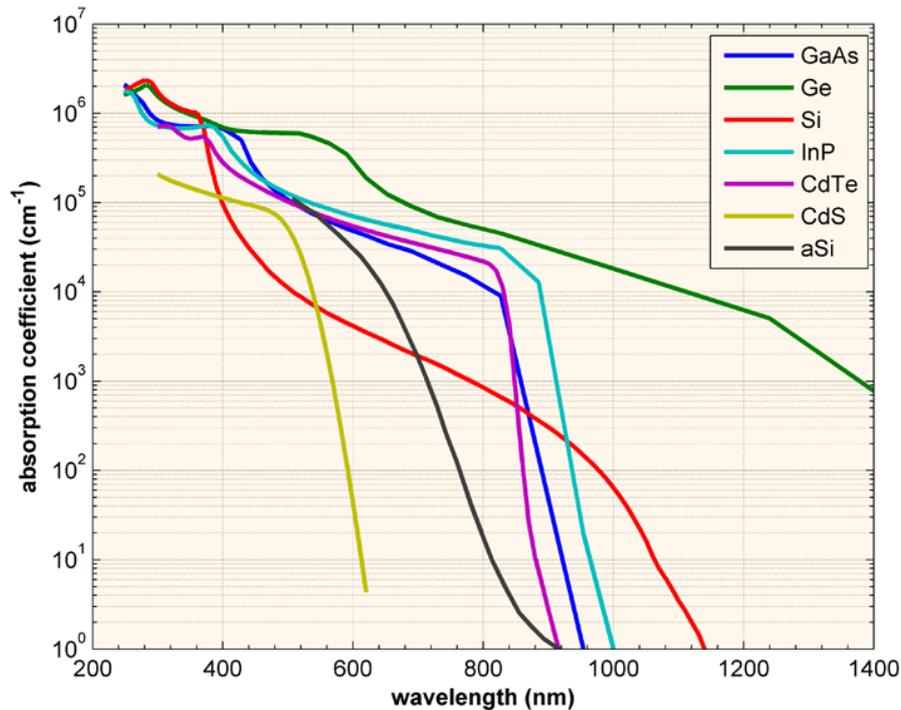


Figura 6. Variación del coeficiente de absorción según el material y la longitud de onda. Fuente: [www.pveducation.org](http://www.pveducation.org)

Además, existen diferentes tecnologías de paneles solares agrupados en tres generaciones según el material de fabricación. [11]

- Primera generación: Formada por paneles fabricados con silicio cristalino. En ella se pueden distinguir a su vez paneles monocristalinos y policristalinos, teniendo los primeros más eficiencia, del 18%, frente a los segundos con un 14%.
- Segunda generación: En esta categoría se encuentran las celdas de película delgada, que como su propio nombre indica tienen un espesor menor que las de la anterior generación, de aproximadamente 5  $\mu\text{m}$ . Esto les confiere una mayor flexibilidad, pero a su vez una menor eficiencia, aproximadamente del 7%, y están fabricadas con materiales como silicio amorfo (a-Si) o telururo de cadmio (CdTe) entre otros.
- Tercera generación: En este grupo se encuentran diferentes tecnologías emergentes, como las perovskitas o las células fotovoltaicas orgánicas basadas en materiales polímeros orgánicos conductores o pequeñas moléculas orgánicas. Estas tecnologías se encuentran fundamentalmente en una fase experimental, con perspectivas de mejorar sus eficiencias, estabilidad, etc.

## 2.4. Situación actual de la fotovoltaica

### 2.4.1. A nivel mundial

Actualmente, la energía solar fotovoltaica está en pleno auge, poseyendo en el pasado 2020 una potencia instalada de 733.2 GW, que a pesar de la pandemia ocasionada por el Covid-19, ese año se instalaron 138.2 GW. [12]

Hoy en día, lo países que lideran en energía fotovoltaica son China (33%), Estados Unidos (12%), Japón (9%), Alemania (7%) e India (6%), tal como se muestra en la Figura 7. [13]

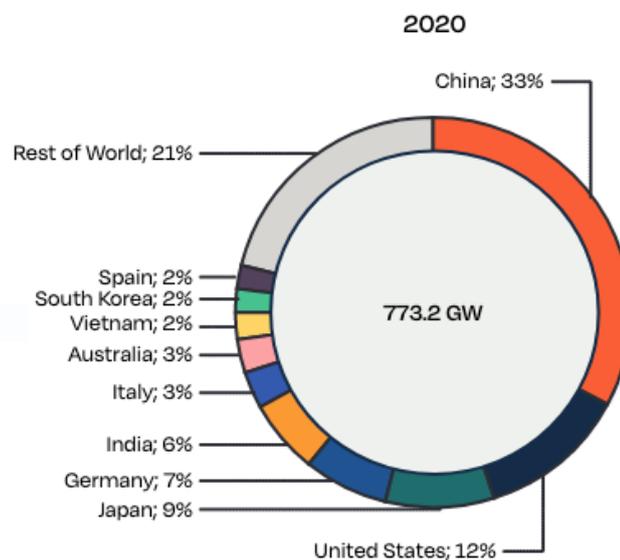


Figura 7. Ranking en energía fotovoltaica mundial en 2020. Fuente: Solarpower Europe.

En la Figura 8 se muestra un estudio realizado por la Agencia Internacional de La Energía (AIE), donde se presenta la evolución de esta tecnología a lo largo de las dos últimas décadas. Cabe destacar, que dicho informe está dividido en países que forman parte del Programa de Sistemas Energéticos Fotovoltaicos de la Agencia Internacional de la Energía (IEA PVPS), y en los que no. [14]

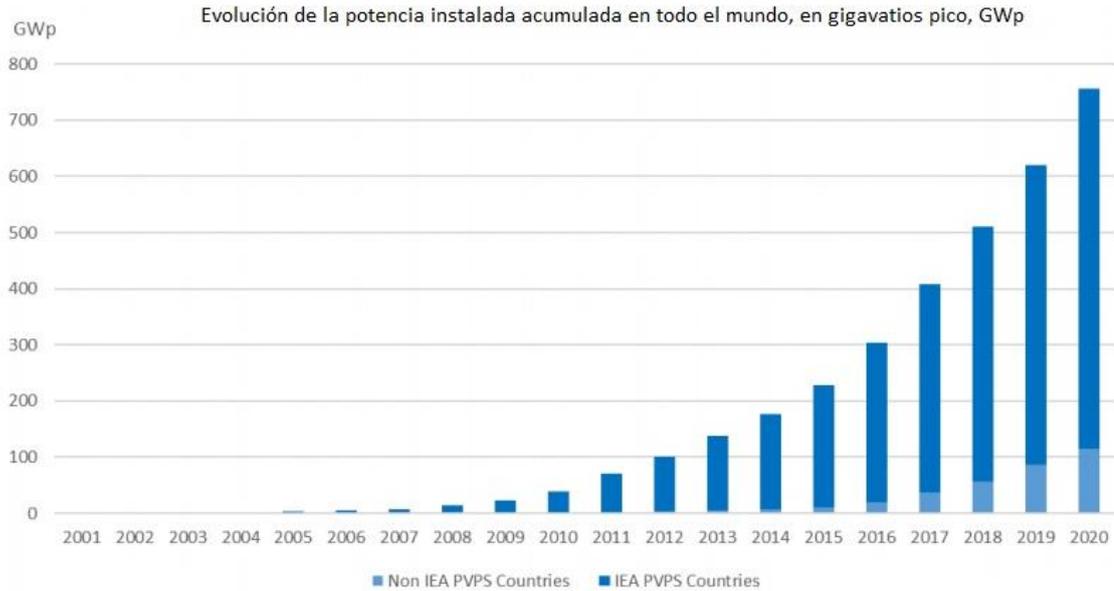


Figura 8. Evolución de potencia fotovoltaica instalada a nivel mundial. Fuente: IEA.

Como se aprecia la tendencia es claramente exponencial, y así se prevé en los próximos años, representados gráficamente en la Figura 9.

FIGURE 16 GLOBAL TOTAL SOLAR PV MARKET SCENARIOS 2021 - 2025

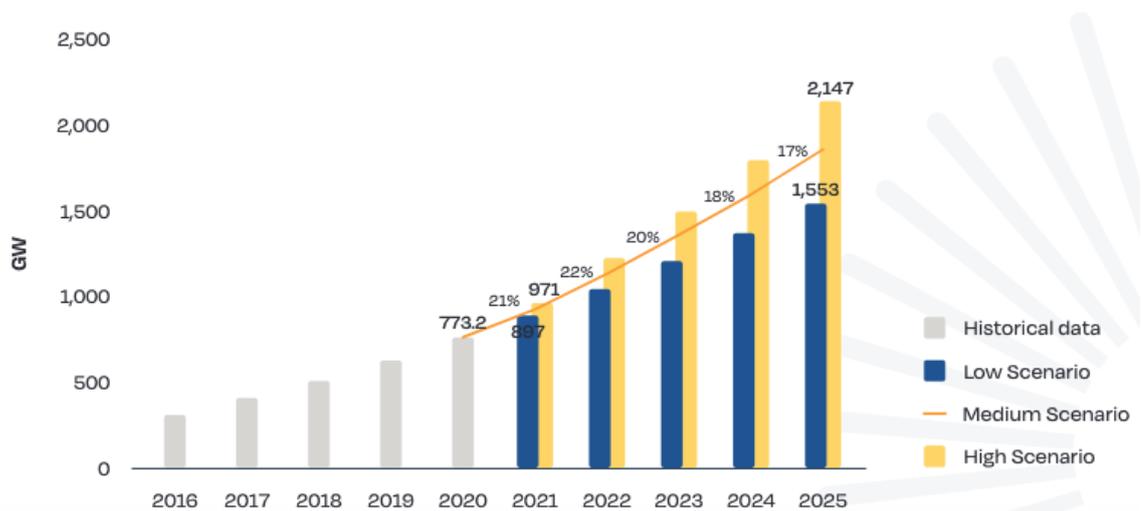


Figura 9. Previsión de la fotovoltaica en los próximos años. Fuente: SolarPower Europe.

Se confirma que la tendencia es exponencial, previendo que en el año 2030 estos datos sean de 2840 GW y en 2050 lleguen a ser 8 519 GW. [15]

## 2.4.2. A nivel España

En nuestro país esa tendencia ascendente de la potencia instalada también se cumple, como se puede observar en la Figura 10. La evolución es bastante notable, pasando de tener una potencia instalada en 2010 de 3.829 MW, a tener en 2020, es decir, una década después, 11.714 MW de potencia solar fotovoltaica instalada. Aunque este aumento no ha sido progresivo, puesto que desde 2010 hasta el año 2018 ha permanecido constante, en el año 2019 despunta, momento donde comienza la tendencia exponencial, situándose finalmente en 2021 con el puesto número 11 en el ranking mundial de potencia fotovoltaica instalada.

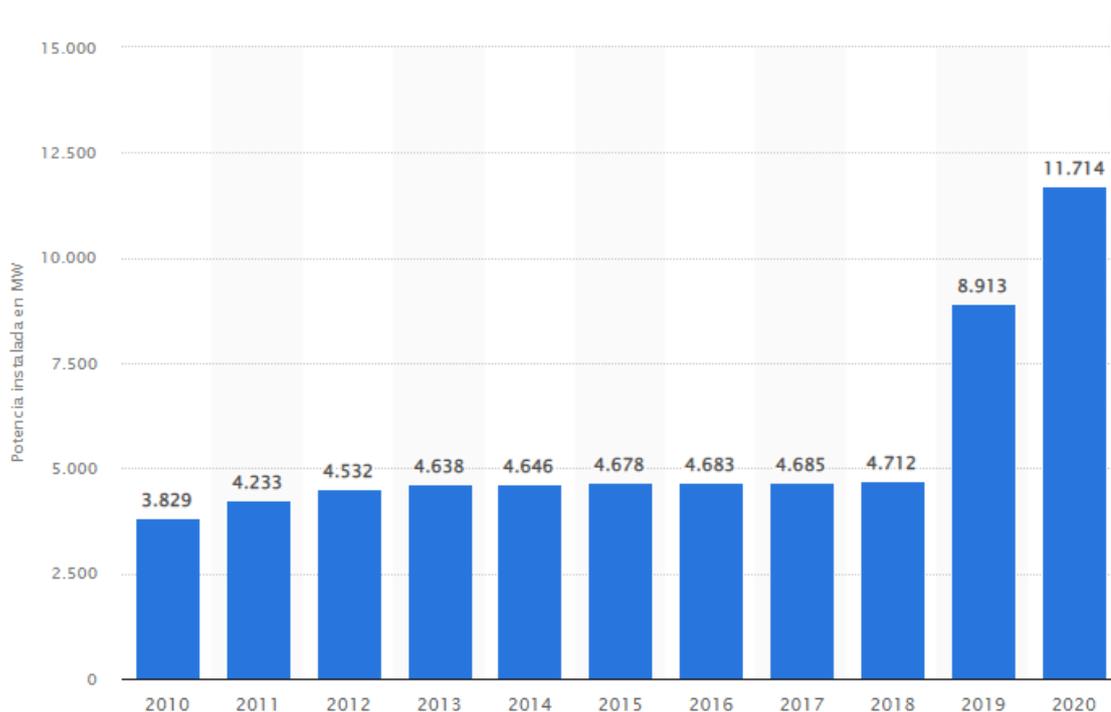


Figura 10. Evolución de la potencia fotovoltaica instalada en España de 2010 a 2020. Fuente: Statista.

Como es lógico pensar, no en todas las partes de España tienen el mismo nivel de potencia fotovoltaica instalada ni mucho menos una generación similar. Como se deduce de la gráfica representada en la Figura 11, Andalucía, Castilla La Mancha, Extremadura y la Región de Murcia encabezan la lista de comunidades autónomas españolas que mayor generación fotovoltaica tienen, conformando un 70.6% de la generación española. Al contrario, Asturias, Cantabria, Galicia y País Vasco son las comunidades que menos generan. Claramente se observa que las comunidades autónomas situadas al sur, donde el tiempo es más cálido y hay más días de sol, la generación fotovoltaica es mayor que en las zonas del norte, como resulta obvio.

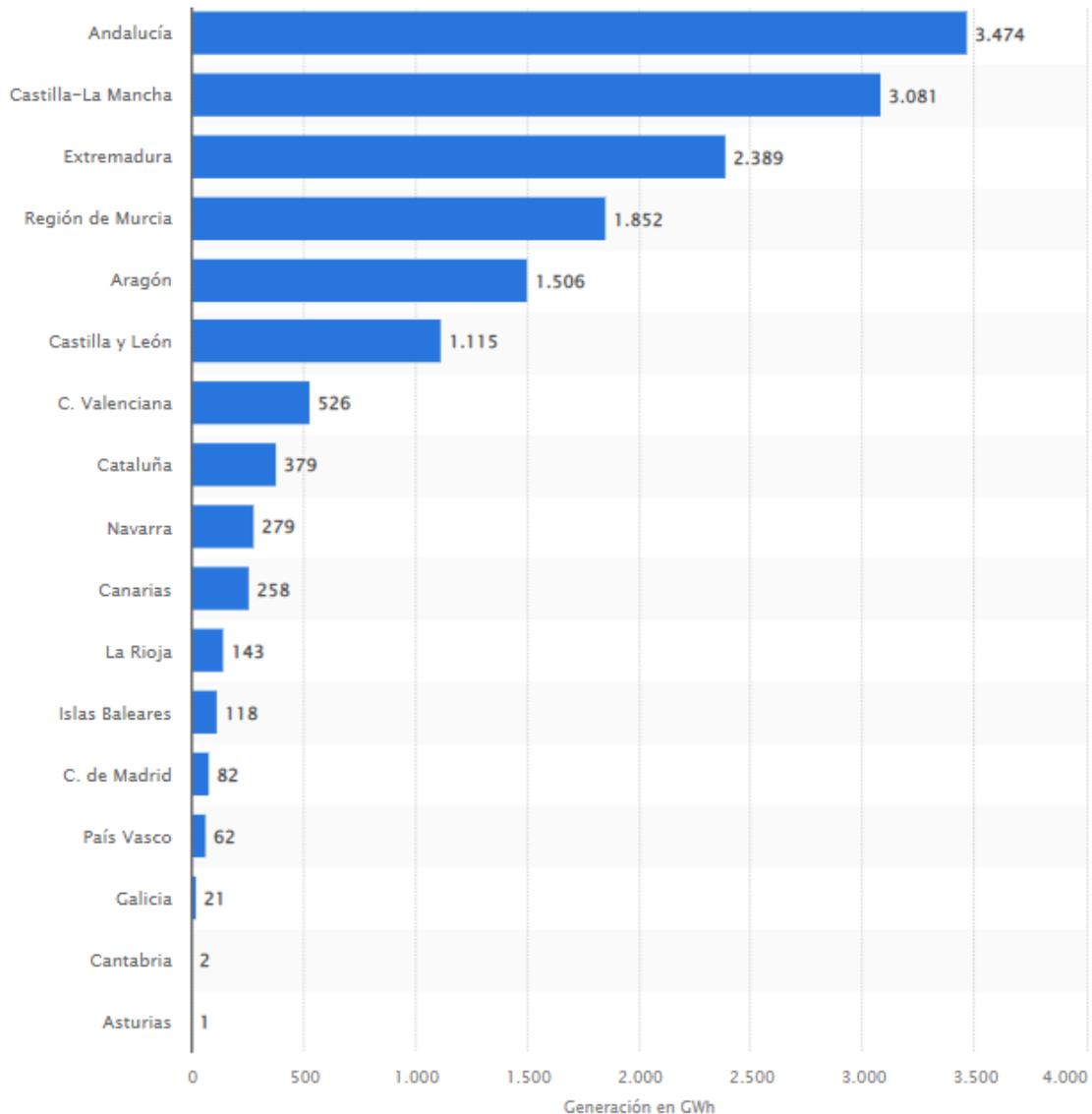


Figura 11. Generación fotovoltaica española en 2020 por comunidades autónomas. Fuente: Statista.

El apoyo del Gobierno de España hacia esta tecnología es crucial, tanto, que han creado el Plan Nacional Integrado de Energía y Clima (PNIEC), mediante el cual se prevé un gran incremento en el uso de energías renovables, y en especial la fotovoltaica. Las previsiones con este plan confirman que para 2030, habrá instalados en España un total de 37 GW de energía solar fotovoltaica, es decir, el triple de la potencia instalada actual, convirtiendo así a la energía solar fotovoltaica en la tecnología de generación renovable de mayor crecimiento en esta década. La meta del nombrado plan es conseguir en 2050 un sector eléctrico 100% renovable. [16]

# Capítulo 3

## La predicción fotovoltaica

### 3.1. La importancia de la predicción energética

Según la Real Academia Española, predecir es “anunciar por revelación, conocimiento fundado, intuición o conjetura algo que ha de suceder” [17]. Aplicado al mundo energético, quiere decir, saber de antemano la cantidad de energía que va a ser generada dentro de un rango temporal.

Para entender la importancia de este concepto es necesario conocer cómo funciona y se rige el mercado español eléctrico, gestionado por un organismo conocido como Operador del Mercado Ibérico de la Electricidad (OMIE).

Para satisfacer toda la demanda eléctrica en las 24 horas del día, primero se debe de conocer, por ello, la Red Eléctrica Española, mediante softwares y algoritmos, calcula la demanda del día siguiente, para intentar ajustarse a ese valor y no sobrepasar de manera excesiva dicha cifra debido al carácter no almacenable de la electricidad, aunque siempre teniendo un margen por imprevistos que pueda haber en la red. Para evitar este problema, se realizan informes sobre la previsión de cada central y generación de cada tecnología [18].

Finalmente, se realiza una subasta donde se van casando la producción de cada tecnología, de la más económica a la más cara, con la demanda en cada hora del día, hasta que esta quede totalmente cubierta. Una vez terminado este proceso, la última de las ofertas de las generadoras, determinará el precio a pagar por la electricidad esa jornada.

Como se puede ver, la predicción de la energía es muy importante, debido a que mediante los informes que se realizan gracias a ella, se fijan los precios de la electricidad en el mercado. Centrándonos en las energías renovables, y en especial en la fotovoltaica, que posee un carácter bastante fluctuante, si se consiguiese predecir con precisión la energía generada por esta tecnología se podría mejorar la situación del mercado eléctrico actual, consiguiendo cubrir con certeza un mayor porcentaje de la demanda eléctrica con energías limpias, además de disminuir el precio de la electricidad.

### 3.2. Variables importantes para la predicción fotovoltaica

Para poder predecir la cantidad de energía generada mediante la tecnología fotovoltaica, hay que tener en cuenta varios aspectos, tanto ambientales, que depende del lugar y el momento en el que se está realizando el estudio; como aspectos técnicos de los paneles fotovoltaicos que forman la instalación. A continuación, se va a hacer una breve explicación de los aspectos más relevantes en la generación y, por consiguiente, en la predicción de esta energía.

- Radiación solar: Es aquella energía que llega en forma de ondas electromagnéticas y es procedente del Sol. No existe un único tipo de radiación, sino que se pueden clasificar según el modo en el que incide en los paneles. Para la energía fotovoltaica las más relevantes son la radiación directa, aquella que incide sin haber sufrido dispersión; radiación difusa, la cual incide tras haber sido atenuada debido a desviaciones en su trayectoria, como puede ser por causa de las nubes; y por último la radiación reflejada, que como su nombre indica, incide tras haber sido reflejada por la superficie [19]. La Figura 12 muestra un esquema de los distintos tipos de radiación mencionados.



Figura 12. Diferentes tipos de radiación solar. Fuente: [19]

- Irradiancia solar: Es la magnitud que mide la potencia incidente de una radiación electromagnética a una superficie. Sus unidades son  $W/m^2$ .
- Irradiación solar: es la magnitud que mide la energía por unidad de superficie de radiación solar incidente en una superficie [20]. Sus unidades son  $Wh/m^2$ .

- Hora solar pico: Las horas de sol pico (HSP) en una unidad de medida de irradiación (energía) suponiendo una radiación constante de 1000 W/m<sup>2</sup>. Por lo tanto, es una magnitud que se mide en “horas”. Por ejemplo, cuando hablamos de 1 hora de sol pico (HSP), nos referimos a la energía recibida por una radiación de 1000 W/m<sup>2</sup> durante 1 hora [21].
- Eficiencia fotovoltaica: relación entre la electricidad producida en función de la energía derivada de la radiación solar.
- Temperatura ambiente: Temperatura a la que se encuentra el aire en el lugar donde se sitúa la instalación fotovoltaica, y, por lo tanto, influye en la temperatura del panel.
- Temperatura panel: Temperatura a la que se encuentra el panel fotovoltaico, aspecto muy importante, pues está demostrado que a temperaturas de panel superiores a 25°C, el rendimiento de los paneles empieza a disminuir, y con ello la potencia producida por la instalación.

Se puede calcular la temperatura del panel a partir de la temperatura ambiente mediante la siguiente relación:

$$T_{célula} = T_{ambiente} + G \frac{TONC - 20}{800}$$

Siendo G la irradiancia y TONC la temperatura de operación nominal de la célula, dada por el fabricante.

- Viento: Aunque parezca mentira, el viento es una variable importante dentro de la energía fotovoltaica, debido a que mueve las nubosidades presentes en el cielo, variando así la irradiancia que incide sobre los paneles. Además, puede enfriar los paneles mejorando la eficiencia de estos. Los parámetros a tener en cuenta son la dirección del viento y su velocidad.

Como bien se ha dicho, esto es una lista de algunos parámetros muy importantes que se deben de tener en cuenta para la predicción y producción de energía fotovoltaica. Aun así, no se tiene porque tener en cuenta siempre todos, puede ser que alguno no interese y se deba tener en cuenta otros, esto dependerá de la información que se quiera introducir a los distintos modelos de predicción, por lo que ninguna variable es mejor ni peor que otra.

### 3.3. El estado del arte

A continuación, se va a realizar un estudio de lo que se conoce como “el estado del arte” de la predicción fotovoltaica, en el cual se va a detallar diferentes métodos propuestos para la previsión de la energía generada por esta tecnología.

#### 3.3.1. Mediante minería de datos

La minería de datos es el proceso por el cual mediante un conjunto de análisis matemáticos se consigue información de un conjunto grande de datos, normalmente organizados en bases de datos. Esa información que se obtiene son los patrones y tendencias que se existen entre los datos, por lo que es una herramienta muy eficaz para obtener el comportamiento de estos y así poder predecir resultados.

En el artículo “Prediction of Generation in a Photovoltaic System through the application of Data Mining techniques” [22], se aplica la minería de datos para calcular la predicción fotovoltaica para una central ubicada en Ecuador.

En el citado artículo se hace uno de árboles de decisión, algoritmos de clasificación en el que se muestran todos los posibles resultados mediante las relaciones y valores de las distintas variables. Este algoritmo recibe este nombre porque la manera en la que está jerarquizada recuerda a la de un árbol, partiendo de la raíz (datos iniciales) hasta las hojas (resultados finales), pasando por las distintas ramas (relaciones entre las variables). Un ejemplo de cómo está organizado un árbol de decisiones se muestra en la Figura 13.

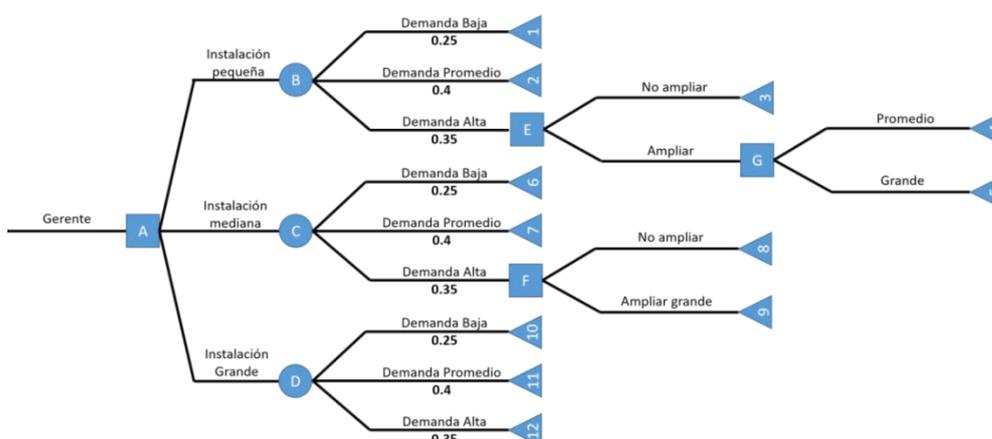


Figura 13. Estructura de un árbol de decisión. Fuente: <https://seremprendedores.com/que-son-los-arboles-de-decisiones/>

Aunque estos árboles tengan muchas ventajas, como son la simpleza y la eficiencia, así como la posibilidad de combinar con otros métodos de análisis, presentan una gran

desventaja, que es la inestabilidad, lo que quiere decir que una variación en los datos de entrada puede generar árboles totalmente distintos. Es por esto por lo que en el estudio del que se está hablando se utiliza la técnica de Random Forest (Bosques Aleatorios), que consiste en unir distintos árboles de decisiones, formando un bosque, y de esta manera mejorar la predicción combinando resultados y compensando errores de unos árboles con otros. Un ejemplo de estructura de un Random Forest y la diferencia en los errores de un árbol de decisión y un bosque aleatorio se muestran en la Figura 14 y 15 respectivamente.

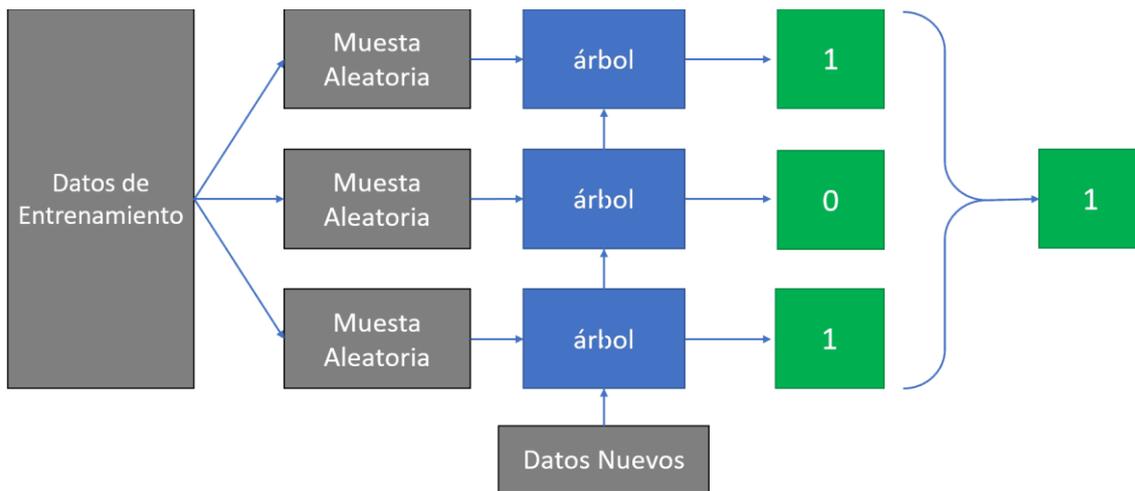


Figura 14. Estructura de un Random Forest. Fuente: [www.iartificial.net](http://www.iartificial.net)

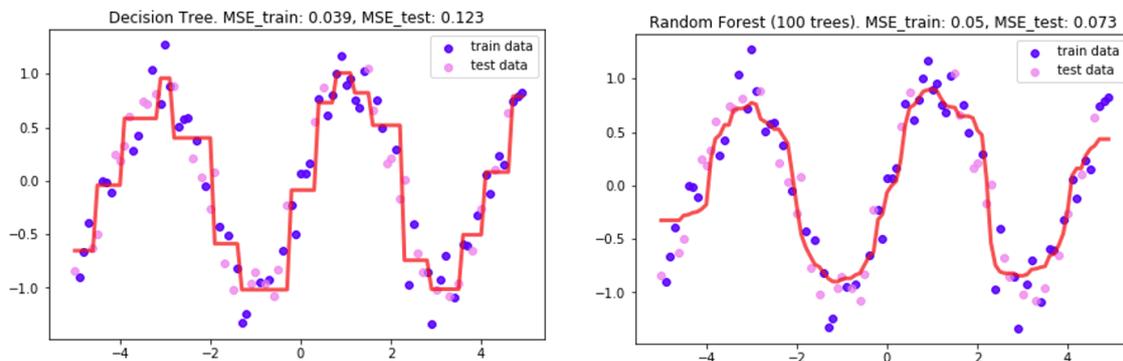


Figura 15. Diferencia aproximación entre un árbol de decisión y un bosque aleatorio. Fuente: [www.iartificial.net](http://www.iartificial.net)

Como se puede observar, el resultado obtenido mediante Random Forest es más exacto, y, por tanto, genera un menor error que un único árbol de decisión.

Para realizar la predicción de energía fotovoltaica, primero hay que introducir las variables, que en este caso son la humedad relativa, la radiación solar, tanto general, como horizontal y sobre el ángulo inclinado, medidas por ejemplo mediante un piranómetro, las temperaturas del panel y del ambiente, y la velocidad y dirección del

viento. Como conclusión, tras un estudio exhaustivo de los datos, se obtiene que las variables que más influyen en este método de predicción fotovoltaica es la radiación solar, además de concluir que el viento funciona como un extractor del calor, mejorando la producción debido a que el factor de potencia de los paneles mejora cuanto menos calientes estén estos.

El resultado de este artículo se muestra en las Figuras 16 y 17, en el que se muestran los resultados de la predicción de este estudio con la producción real en diferentes rangos temporales, siendo la primera imagen un resultado para un margen temporal de un mes, mientras que en la segunda imagen el margen temporal es de un día.

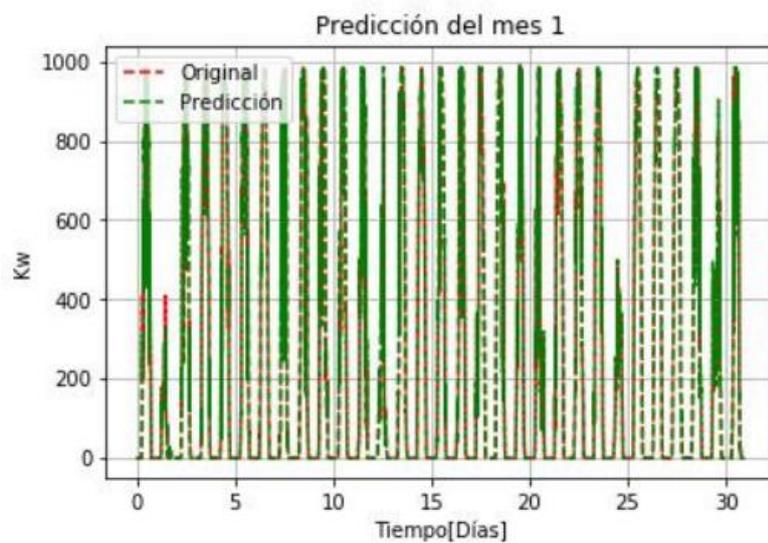


Figura 16. Comparación predicción energética y producción real en el margen de un mes. Fuente: [22]

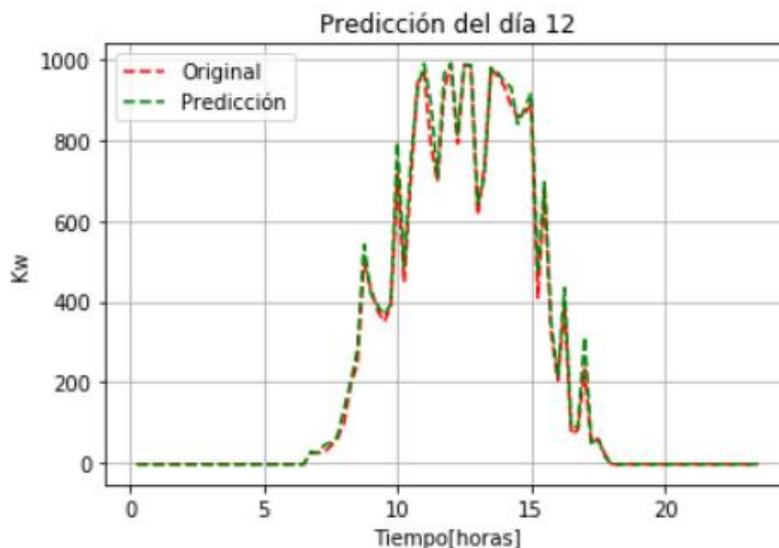


Figura 17. Comparación predicción energética y producción real en el margen de un día. Fuente: [22]

El resultado de este método es muy bueno, teniendo un MAPE (Error Porcentual Absoluto Medio) de un 4.27%, mucho menor que con otras técnicas de predicción como

el método de mínimos cuadrados o métodos de propagación hacia atrás (Back Propagation).

### 3.3.2. Mediante redes neuronales

Las redes neuronales consisten en un modelo matemático formado por un gran número de elementos simples, llamados neuronas, que están conectadas entre sí y las cuales procesan una información de entrada para generar una salida. Su nombre viene debido que su funcionamiento trata de imitar, de manera simplificada, el del cerebro humano. Lo interesante de estos sistemas es la capacidad que tienen de automatizarse y aprender a base de algoritmos con lo que son llamados datos de entrenamiento.

Las distintas neuronas que conforman la red se organizan en capas, como se muestra en la Figura 18. Una capa es un conjunto de neuronas cuyas entradas provienen de una capa anterior (o de los datos de entrada en el caso de la primera capa) y cuyas salidas son la entrada de una capa posterior [23]. Existen tres tipos de capas [24]:

- Capa de entrada: También conocida como capa sensorial, está compuesta por neuronas que reciben datos o señales procedentes del entorno.
- Capa oculta: Las neuronas que forman esta capa no tienen conexión directa con el entorno, y es en ellas donde se realiza el procesamiento de la información. Su nombre viene de que tanto el valor de entrada como de salida de dicha capa es desconocido [23].
- Capa de salida: Compuesta por neuronas que ofrecen el resultado visible de la red neuronal.

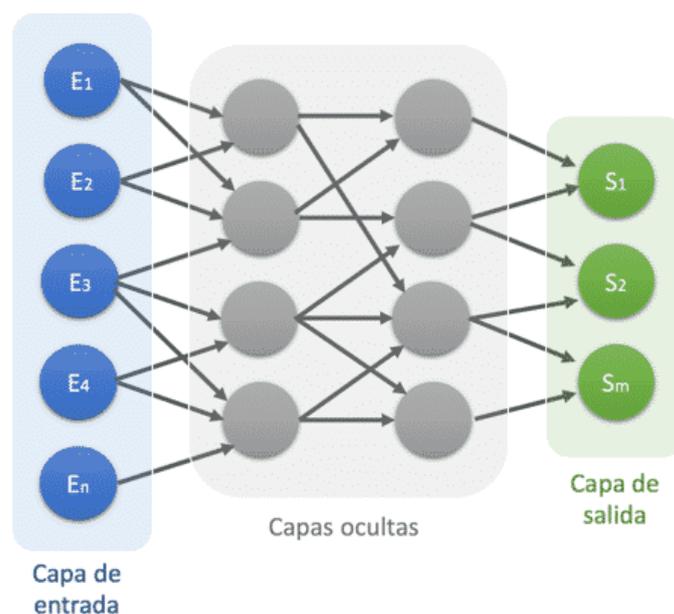


Figura 18. Organización de una red neuronal. Fuente: [www.diegocalvo.es](http://www.diegocalvo.es)

A continuación, se van a explicar brevemente los elementos que conforman las redes neuronales artificiales, los cuales son: entradas, pesos sinápticos, función de activación y salida [25].

- Entradas: Las entradas de la red neuronal son señales que pueden proceder del exterior o bien ser la salida de otra neurona.
- Pesos sinápticos: son coeficientes que pueden adaptarse dentro de la red que determinan la intensidad de la señal de entrada registrada por la neurona [26]. Son la medida de la “fuerza” de una conexión, si un peso sináptico toma un valor positivo producirá una señal excitadora, un peso sináptico toma un valor negativo producirá una señal inhibitoria y si el peso toma valor cero significa que la conexión entre esas dos neuronas no existe [25].
- Función de activación: expresión que genera la salida de una neurona mediante el procesamiento de las entradas de esta, por eso también se le conoce como función de transferencia. Existen varias funciones de activación como la función de activación lineal, función umbral, función sigmoide, función sigmoide hiperbólica o función Relu entre otras. La elección de una u otra dependerá del tipo de datos que se le inyecten a la red y del propósito de esta.
- Salida: Es el resultado de la función de activación, y puede ser la entrada a otra neurona o ser la salida final de la red neuronal.

En la Figura 19 se muestra la organización de las diferentes partes de una neurona artificial que ha sido descrita anteriormente.

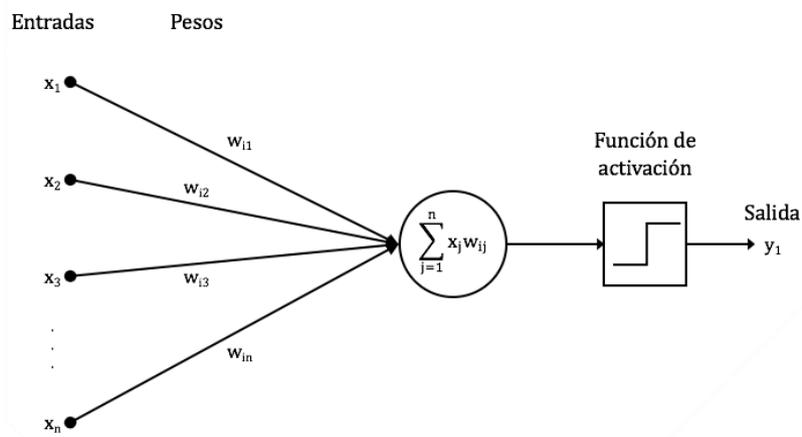


Figura 19. Partes de una neurona artificial. Fuente [www.avansis.es](http://www.avansis.es)

En el Trabajo Fin de Grado titulado "Predicción mediante redes neuronales de la producción de energía de un parque fotovoltaico" realizado por Fernando Rodríguez Paler [26], se realiza la predicción fotovoltaica de una instalación fotovoltaica en una pequeña localidad italiana mediante una red neuronal.

En dicho trabajo, lo primero que se ha hecho es buscar información sobre el clima de la ciudad donde está instalada la planta fotovoltaica, además de estudiar las características de ésta, como es el tipo de material con el que se han fabricado los paneles, la potencia nominal de estos, las tensiones y corriente pertinentes, así como las dimensiones físicas como el peso y la superficie.

Al hacer uso de este tipo de herramienta es imprescindible definir qué tipo de red va a ser utilizada, en este caso va a ser una multicapa, formada por la capa de entrada, oculta y de salida; las variables de entrada y el número de neuronas que van a formar la capa oculta.

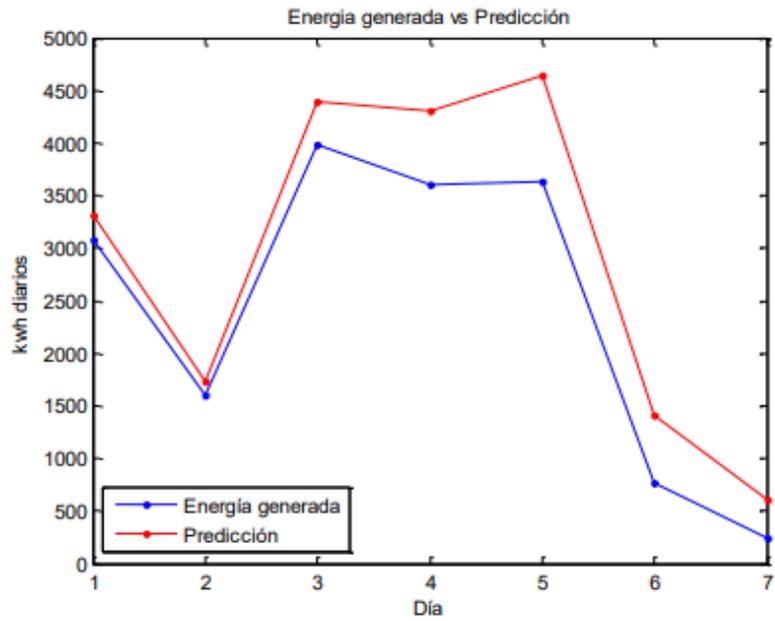
Para decidir el número de neuronas no existe una ley ni una expresión que calcule de forma genuina cual es el valor ideal de neuronas, pero se puede aproximar de la siguiente manera [26]:

$$N_{neuronas} \leq 2N_{entradas}$$

En el proyecto de Fernando, el número de entradas que se ha decidido son 6, correspondientes con la fecha, tanto en formato seno como en coseno, la temperatura ambiente, la temperatura del panel, la irradiancia a 3° y 15° de inclinación. De esta manera, también queda definido que el número de neurona debe de ser menor que 12, aunque aún no se sabe el valor que mejor resultados ofrece, lo cual debe ser definido de manera experimental.

Para entrenar la red se eligió un algoritmo de tipo *back propagation*, el cual calcula un descenso del gradiente con respecto a los pesos. Mediante una base de datos de entrenamiento, se insertan los valores de entrada y la red neuronal calcula la salida, que posteriormente se compara con la salida que debería de dar, la cual está en la base de datos de entrenamiento, para actualizar los pesos desde la salida hasta la entrada. Este proceso se realizó hasta que el MSE (Error Cuadrático Medio) fue de 0,60418 durante 6 iteraciones consecutivas.

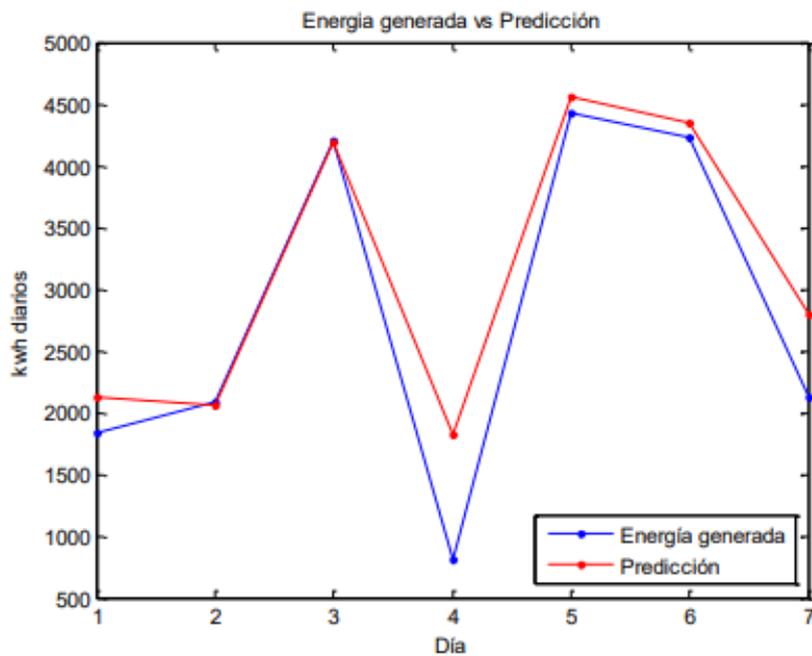
Una vez que finalizada la fase de entrenamiento y verificar cual es el valor del número de neuronas que minimiza el error, en este caso 5 neuronas, se realizan las pruebas reales de la red. Los resultados del estudio muestran que el mayor MAPE obtenido es 16.32%, mostrado en la Figura 20.



Día	Valores reales (kWh diarios)	Valores estimados (kWh diarios)
1	3075,83	3275,95518
2	1599,44	1802,44746
3	3985,06	4340,26975
4	3597,74	4263,35246
5	3632,45	4615,93649
6	769,31	1470,55513
7	237,19	511,378897
MAPE=16,32%		

Figura 20. Resultados peor MAPE de la red neuronal. Fuente: [25]

El mejor MAPE obtenido es del 7%, representado por los resultados de la Figura 21.



Día	Valores reales (kWh diarios)	Valores estimados (kWh diarios)
1	1834,7	2130,62237
2	2089,5	2069,05019
3	4199,64	4287,91018
4	808,89	1858,24556
5	4422,62	4565,18308
6	4227,9	4430,75175
7	2130,22	2819,87625
MAPE=7,00%		

Figura 21. Resultados mejor MAPE de la red neuronal. Fuente: [25]

Los resultados obtenidos mediante esta red neuronal son peores que los del modelo propuesto mediante minería de datos, como ya se adelantó en el subapartado anterior.

### 3.3.3. Mediante *machine learning*

El *machine learning*, o aprendizaje automático, es una subcategoría de la inteligencia artificial encargada de identificar, mediante algoritmos, patrones en datos masivos y elaborar predicciones [27]. Aunque pueda sonar igual que los dos métodos anteriores, existen diferencias entre ellos. Mientras que la minería de datos se encarga de identificar patrones desconocidos entre variables que a priori no tienen porque tener una relación, el *machine learning* reproduce patrones ya conocidos para realizar predicciones, por lo que se puede decir que la principal diferencia entre ambos métodos es el carácter de los patrones que se analizan. Por otra parte, las redes neuronales puede tomar decisiones por ellas mismas, mientras que el machine learning toma decisiones de acuerdo a lo aprendido con los datos, además de sus diferencias en sus estructuras, funcionamiento y aplicaciones.

En el artículo “Predicting Solar Generation from Weather Forecasts Using Machine Learning” [28] se utiliza este método de predicción mediante dos algoritmos diferentes: Regresión lineal de mínimos cuadrados (*Linear least squares regression*) y máquinas de vectores de soporte (*Support Vectors Machine*). Finalizando con la comparación de estos dos métodos, tanto entre ellos como en otros métodos existentes.

Para realizar esto, los autores del artículo lo primero que han hecho es recoger los datos que van a ser utilizados. Para ello, han utilizado pronósticos del tiempo del National Weather Service (NWS), en particular, han recogido información de 10 meses, siendo la primera muestra del 1 de enero de 2010, de los cuales los primeros ocho meses se utilizaron para el entrenamiento de los algoritmos, mientras que los dos últimos se usaron como comprobación. Estos datos recogen variables como son la temperatura, el punto de rocío, que es la temperatura a la que el agua empieza a condensarse, velocidad del viento, nubosidad, probabilidad de precipitaciones y humedad relativa.

Para entender cómo influye cada variable en la producción fotovoltaica, se debe de relacionar cada una de las variables con las otras, es decir, como están correladas, y como lo hacen estas variables con el parámetro de intensidad solar, debido a que éste es directamente proporcional a la energía generada.

Tras el estudio y normalización de los datos, los autores de este estudio determinaron que la intensidad solar tenía una gran correlación con el día del año, como es obvio pensar, la esta va a ser mayor en un día de verano que de invierno. Así mismo, se dedujo que la velocidad del viento, el punto de rocío y la temperatura no tenían una gran correlación con la intensidad solar, mientras que, con la nubosidad, la humedad relativa y la posibilidad de precipitación tenía una alta correlación negativa.

Una vez interpretados los datos, los autores compararon los resultados de los dos métodos anteriormente nombrados, siendo primero el método de la regresión lineal de mínimos cuadrados.

Este algoritmo estima los coeficientes de cada una de las variables independientes que mejor se ajusten para obtener el valor de la variable dependiente, obteniendo una ecuación lineal, y de esta manera, calcular el valor de la independiente. La regresión minimiza la suma de las diferencias al cuadrado entre el valor real y el aproximado. Un ejemplo de este método para el caso de una única variable independiente se muestra en la siguiente imagen.

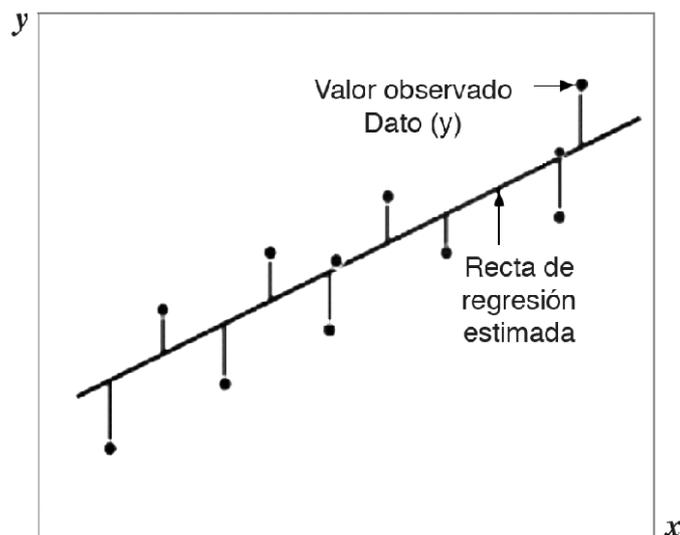


Figura 22. Ejemplo de regresión lineal de mínimos cuadrados. Fuente: [www.researchgate.net](http://www.researchgate.net)

Obtenidos los coeficientes, lo autores obtienen la predicción para los dos últimos meses, que son los que se iban a utilizar para testear el método y los resultados que obtienen se muestran en la Figura 23.

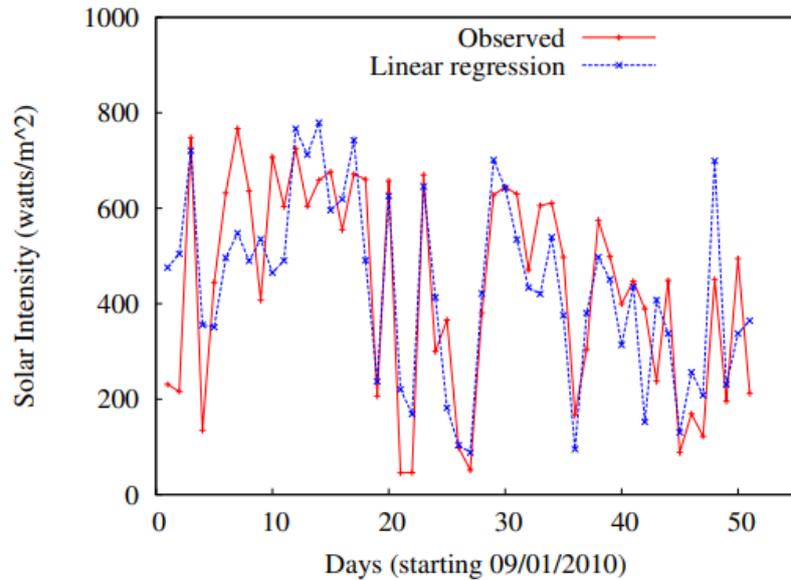


Figura 23. Resultados obtenidos mediante regresión lineal de mínimos cuadrados. Fuente: [28]

En el artículo se utiliza la raíz del error cuadrático medio (RMSE) para cuantificar el error del método. En este caso, con la regresión lineal de mínimo cuadrados, el RMSE obtenido en el proceso de entrenamiento es de 165 watts/m<sup>2</sup>, mientras que en el proceso de predicción el valor es inferior, de 130 watts/m<sup>2</sup>.

Una vez visualizado los resultados con este método, los autores realizaron el mismo proceso, pero con el método de máquinas de vectores soporte, cuyas siglas en inglés son SVM.

Este método, a diferencia del explicado anteriormente en el que se busca minimizar una función de error, se busca aproximar el mejor valor dentro de un margen dado por  $\epsilon$ . En la siguiente ilustración se muestra el funcionamiento básico de este método.

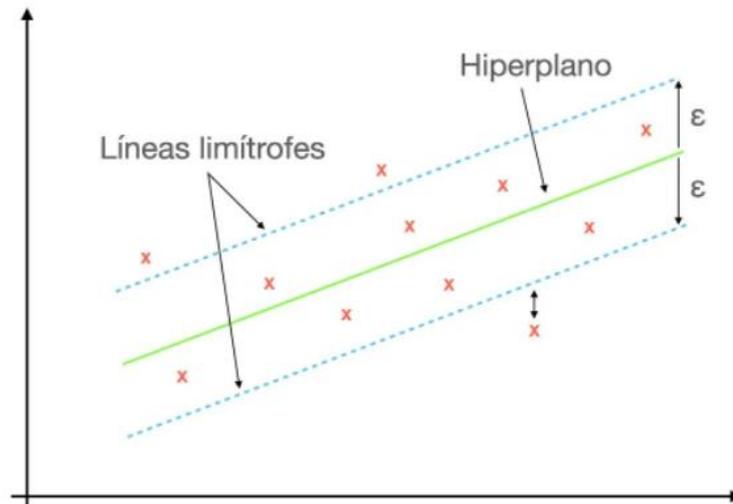


Figura 24. Support Vector Machine Regression. Fuente: [29]

A continuación, se va a explicar brevemente los elementos mostrados en la Figura 24 [29].

- Hiperplano: Línea que ayuda a predecir el valor deseado de la variable.
- $\epsilon$ : Distancia entre el hiperplano y las líneas limítrofes.
- Líneas limítrofes: Dos líneas separadas una distancia  $\epsilon$  del hiperplano a partir de la cual los errores de predicción no se tienen en cuenta.

Para usar este algoritmo es necesario transformar los datos dados en un espacio de entrada, a otro de dimensión mayor, para lo cual es necesario un elemento denominado función de kernel. En este artículo, la función de kernel elegida es conocida como Radial Basis Function (RBF), cuya expresión es:

$$K(x, x') = \exp(-\gamma \|x - x'\|^2)$$

Los autores, tras elegir los parámetros óptimos para la función y aplicar el algoritmo llamado Análisis de Componentes Principales (PCA), el cual elimina redundancia aplicando una transformación ortogonal, la cual hace que el conjunto de variables fuertemente correladas, se transformen en incorreladas, y de esta manera eliminar la información redundante.

Los resultados de este método tras eliminar la redundancia se muestran en la Figura 25.

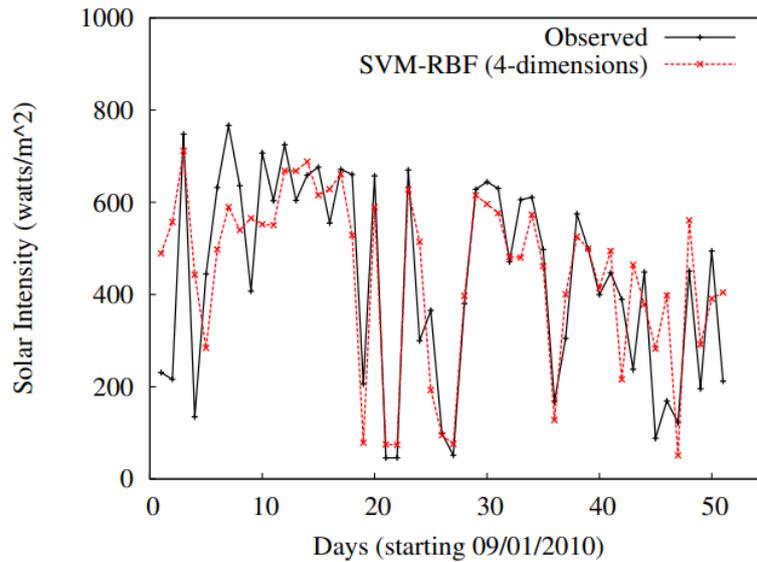


Figura 25. Resultados obtenidos mediante Support Vector Machine Regression. Fuente: [28]

Los resultados mostrados en el artículo mediante este método indican que se produce un menor error en la predicción, con un RMSE en el proceso de predicción de  $128 \text{ W/m}^2$  y un RMSE en el proceso de entrenamiento de  $159 \text{ W/m}^2$ , ambos menores que los obtenidos mediante el método de regresión de mínimos cuadrados.

### 3.3.4. Mediante procesado de imágenes

Para finalizar este capítulo en el que se ha hecho una revisión del estado del arte de la predicción fotovoltaica, se va a hacer una descripción de la estimación de la generación fotovoltaica mediante el procesado de imágenes captadas mediante una cámara. La explicación de este método se basa en el trabajo de fin de grado realizado por Julián López Gordillo cuyo título es “Predicción de radiación solar a corto plazo mediante imágenes de cielo y visión por computador” [30].

En este trabajo, se han captado imágenes del cielo mediante una cámara ojo de pez situada en la Escuela Técnica Superior de Ingeniería de la Universidad de Sevilla. Primeramente, a la imagen captada se le aplica un algoritmo denominado segmentación semántica, el cual asocia una etiqueta a cada píxel de la imagen, de modo que se identificará si cada uno de ellos forma parte del cielo o de alguna nubosidad. En este caso, se utilizó el canal R y el canal B del sistema RGB.

Posteriormente, a la imagen se le aplica el método de Otsu, el cual utiliza un valor umbral para dividir la imagen en dos categorías: la primera es el grupo de píxeles cuyo valor de gris es menor que el umbral y la segunda todo lo contrario, cuyo valor de gris es mayor que el umbral [31]. De esta manera se va a separar el cielo de las nubes.

Para finalizar con la preparación de las imágenes, el autor eliminó de manera manual el disco solar, debido a que con su intensidad puede provocar errores en la clasificación de los píxeles circundantes.

En la Figura 26 se muestra la imagen captada por la cámara, mientras que la Figura 27 muestra el proceso por el que pasa la imagen desde el momento que se capta con la cámara hasta la exclusión manual del disco solar, representado en color negro las nubes y en color blanco el cielo despejado.



Figura 26. Imagen captada por la cámara. Fuente: [30]

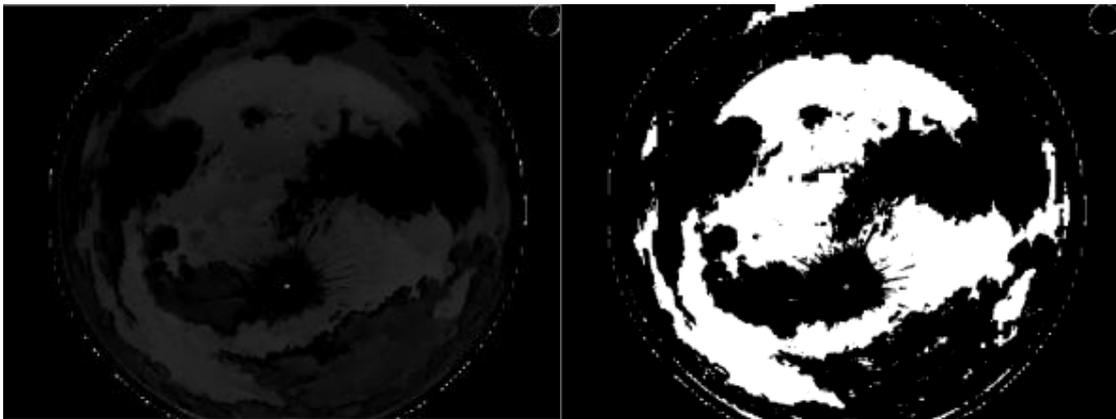


Figura 27. Imagen tras pasar por los procesos descritos. Fuente: [30]

Una vez obtenida la imagen, se le aplica una serie de métodos morfológicos, los cuales hacen que se suavicen los bordes de las nubes, y si queda algún hueco dentro de una nube, este se rellena. Como es lógico pensar, este proceso va a provocar errores a posteriori. Además, se debe de calcular la dirección de las nubosidades, puesto que esto repercutirá en la radiación que incida en la instalación. Para este cálculo, el autor utilizó el método de flujo óptico conocido como Lucas-Kanade. Este método asume que el flujo es esencialmente constante en la vecindad de un píxel en consideración, y resuelve las ecuaciones básicas de flujo óptico para todos los píxeles vecinos, aplicando el criterio de cuadrados mínimos [32]. Tras realizarse un filtrado se puede obtener el vector global

de movimiento de las nubosidades y obtener así la posición de la masa nubosa a lo largo de un tiempo, representado por el vector naranja en la Figura 28.

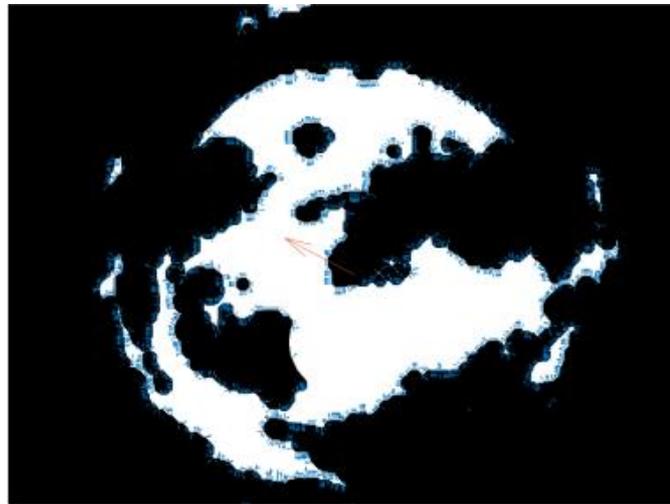


Figura 28. Vector global de movimiento de las nubes. Fuente: [30]

De esta forma, se determina el porcentaje de cielo que está y va a estar cubierto por nubes en un horizonte temporal y así relacionarlo con la cantidad de radiación solar que le llega a la instalación fotovoltaica.

Para poner a prueba este método, se han utilizado un total de cuatro baterías de datos, las cuales contienen un total de 720 imágenes cada una, puesto que se han tomado fotos cada 5 segundos durante 1 hora. Además, para comprobar cómo influye la variación temporal en la predicción, se va a ejecutar cada batería de datos 6 veces, variando el horizonte temporal de 1 a 6 minutos. Para determinar cuán preciso es el método, el parámetro utilizado es el error cuadrático medio. En la Figura 29 se muestra una tabla con los errores de cada batería de datos en los distintos márgenes temporales.

	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 %

Figura 29. Resultados del método de predicción. Fuente: [30]

El autor llegó a la conclusión de que este método es bastante fiable en un horizonte temporal pequeño, aproximadamente de 3 minutos, es decir, a corto plazo, por lo que a medida que se va aumentando este horizonte temporal lo hace el error.

# Capítulo 4

## Aplicación a una instalación fotovoltaica

### 4.1. Introducción

Como se ha explicado en capítulos anteriores, la predicción fotovoltaica puede ser un aspecto muy importante para esta tecnología, y en la actualidad hay una gran cantidad de métodos para obtener estimaciones en distintos márgenes temporales. En este capítulo se va a aplicar un método de predicción fotovoltaica mediante procesamiento de imágenes obtenidas mediante una webcam online a una instalación real.

### 4.2. Método aplicado

Para obtener dichas estimaciones sobre la energía generada por una instalación fotovoltaica lo primero es elegir un sistema que posea una cámara webcam online cercana, puesto que este es el aspecto fundamental de este proyecto, aprovechar la infraestructura ya instalada y accesible a todo el mundo mediante Internet.

Una vez escogida tanto la instalación como la webcam, hay que delimitar una ROI de la imagen proporcionada por la cámara, es decir, una región de interés, a la que se le va a realizar un procesamiento de imagen para determinar el porcentaje de cielo despejado, a imágenes capturadas separadas un intervalo de 15 minutos.

Para el procesamiento de la imagen, y obtener el porcentaje de cielo despejado, se ha decidido analizar los canales RGB de cada píxel que conforma la ROI. De esta forma, se analiza el canal R (rojo), canal G (verde) y canal B (azul), y así determinar si es un píxel de color gris o similar, debido a que los distintos tonos de grises, incluido el blanco y el negro, que son colores que pueden tomar las nubosidades que pueden aparecer en el cielo, tienen el mismo valor en los tres canales. En la Figura 30 se muestran distintos colores con su código RGB. El valor de despejado va desde 0 hasta 1, siendo el valor de 1 el que indica que el cielo está completamente despejado.

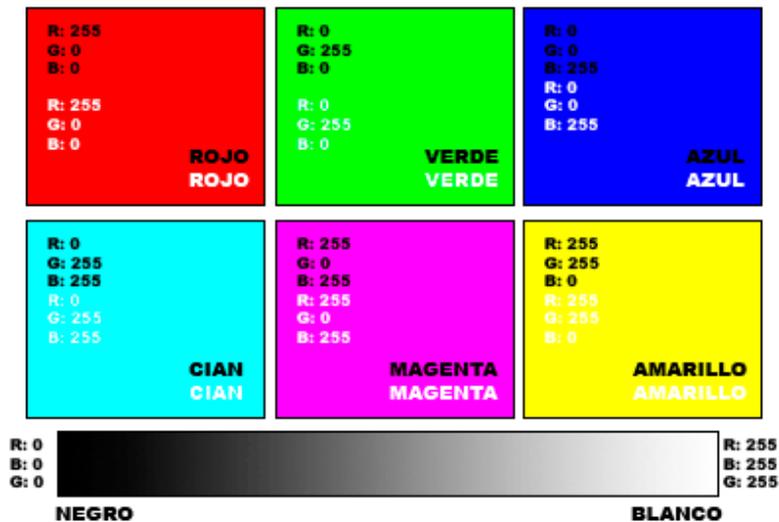


Figura 30. Colores y su código RGB. Fuente: [33]

Una vez que se tiene calculado el porcentaje de cielo despejado, se multiplica dicha variable por la irradiancia solar. Dicha irradiancia es obtenida mediante la base de datos de PVGIS [34] llamada “PVGIS-SARAH2”, que es una base de datos generada por el CM SAF, que son las siglas de “Satellite Application Facility on Climate Monitoring”, que es un satélite de alta calidad cuya función es generar, archivar y distribuir información sobre la energía global y el ciclo del agua para ayudar a comprender nuestro clima [35]. La base de datos se descargará en un archivo ‘.csv’ para su posterior uso.

Como indica PVGIS, la base de datos tiene datos actualizados hasta el año 2020, es por ello, que, para actualizar esos datos, se ha multiplicado esa base de datos por la variación de la irradiación global del mes a analizar ofrecido por la AEMET [36].

La irradiancia final, es decir, la irradiancia obtenida de PVGIS multiplicada por el parámetro de variación obtenido de la AEMET, se debe pasar a horas solares pico, HSP, que como se explicó en el apartado 3.2. se obtienen dividiendo la irradiancia entre 1000.

Para finalizar, se debe de estimar el patrón de Sol y sombras de la instalación elegida, puesto que, analizando la curva de generación durante un período de días, normalmente, se puede visualizar un patrón de crecimiento y decaimiento a las mismas horas. Dichas variaciones se van a asociar a las pérdidas por sombras, y se va a expresar con un valor entre 0 y 100, siendo 0 el caso en el que no hay sombra cubriendo la instalación, mientras que 100 representa que la instalación está totalmente sombreada. Para obtener este parámetro se ha comparado durante un período temporal de aproximadamente 5 días, la generación obtenida mediante el programa y la que se ha generado en la realidad, y de esta manera promediar la relación que existe entre ambas generaciones, para luego aplicarlo en las predicciones.

De esta forma, tras realizar todo el procesado de imagen, la fórmula para obtener la energía generada por una instalación aplicando este procedimiento es la siguiente:

$$Energía_{generada} = Potencia_{nominal} \cdot Despejado \cdot HSP \cdot (1 - Efecto_{SolSombra})$$

Además, se va a realizar este procedimiento para distintos márgenes temporales a futuro, en concreto, se han realizado predicciones fotovoltaicas para distintos márgenes temporales, de 15 minutos, de 30 minutos, de 45 minutos y el último de 60 minutos.

Para las predicciones con distintos horizontes temporales, se supone que el porcentaje de cielo despejado obtenido mediante el procesado de imagen explicado anteriormente se mantiene invariante en ese margen temporal. Pasado el tiempo indicado por el horizonte temporal, se repite el proceso entero, incluyendo de nuevo el procesado de imagen. De esta manera, para la predicción con un margen temporal de 15 minutos, se supone que el porcentaje de cielo despejado se mantiene invariante esos 15 minutos, tras los cuales se repite el procesado de imagen de nuevo, para un horizonte temporal de 30 minutos, el porcentaje de cielo despejado se mantiene durante esos 30 minutos, tras los cuales se repite el procesado de imagen de nuevo, y así análogamente con los otros horizontes temporales, 45 y 60 minutos respectivamente.

A continuación, se va a aplicar este método a distintas instalaciones fotovoltaicas.

## **4.3. Instalación 1**

### **4.3.1. Instalación y webcam escogidas**

Para escoger la instalación se han utilizado los sitios públicos que ofrece la página “SolarEdge” [37].

Finalmente, la primera instalación seleccionada para este proyecto está ubicada en Getafe, Madrid. Es propiedad de una empresa de soluciones energéticas llamada ‘Adratek’, ubicada en la dirección Naciones Unidas, 28909, Getafe (Madrid) [38], y cuya potencia pico es 3,78 kWp. Esta información es recogida de la página web de donde se va a obtener la generación real de la instalación para luego comparar con el obtenido mediante el procesado de imágenes, dicha página es [39] cuya interfaz es la siguiente:

**solar**edge Inicio Invitado

Español (Spanish)

 Panel

Potencia actual <b>2,78 kW</b>	Energía hoy <b>6,86 kWh</b>	Energía este mes <b>540,44 kWh</b>	Energía Total <b>1,16 MWh</b>
-----------------------------------	--------------------------------	---------------------------------------	----------------------------------



**Adratek**  
SOLUCIONES ENERGÉTICAS



Figura 31. Página web de la generación real de la instalación 1. Fuente: [39]

Como se ha dicho antes, el aspecto especial de este proyecto es el uso de una webcam online disponible en Internet, por lo que no es necesario realizar ningún gasto de infraestructura, siendo entonces un método totalmente gratuito.

La página web de donde se obtiene las imágenes del cielo con el que luego se va a realizar el procesado de imagen es [40] cuya apariencia es la siguiente:



Figura 32. Página web de la webcam 1. Fuente: [40]

Como se puede observar, la página web de la webcam ofrece distintos parámetros climatológicos, como la radiación solar, el viento, la temperatura... mediante una base de datos organizada en una tabla, como la que se muestra a continuación en la Figura 33.

Hum.	Rocío	Temp. In.	Temp. Cal.	Temp. EMC	Hum. Dens.	Pto. Muest.	Vel. Tx	Dir.	Rec.	Vel.	Dir.	Sens.	Ind.	Ind.	Indice	Int.	Rad.	Energía	Max.Rad.	Grad.D.	Grad.D.	Temp.		
Int.	Int.	Int.	Int.	Int.	Ext.	Rocio	Viento	Viento	Recep.	Máx.	Max.	Term.	Calor	THW	THSW	Bar	Lluvia	Lluvia	Solar	Solar	Solar	Calor	Frio	Int.
26/05/22	0:05	16.8	17.0	16.8	41	3.5	14.5	N	1.21	32.2	N	15.8	15.4	14.3	12.2	1024.1	0.00	0.00	0	0.00	0	0.005	0.000	24.5
37	8:8	23.9	7.23	.0740	0.13	116	1	100.0	5															
26/05/22	0:10	16.5	16.8	16.5	41	3.2	14.5	N	1.21	32.2	N	15.4	15.1	13.9	11.8	1024.1	0.00	0.00	0	0.00	0	0.006	0.000	24.5
38	9:2	23.9	7.33	.0740	0.00	117	1	100.0	5															
26/05/22	0:15	16.3	16.5	16.3	42	3.4	9.7	N	0.80	24.1	N	16.3	14.9	14.9	12.6	1024.0	0.00	0.00	0	0.00	0	0.007	0.000	24.4
38	9:1	23.8	7.33	.0740	0.00	117	1	100.0	5															
26/05/22	0:20	16.2	16.3	16.2	43	3.6	12.9	N	1.07	25.7	N	15.4	14.8	14.1	11.8	1024.1	0.00	0.00	0	0.00	0	0.008	0.000	24.3
38	9:0	23.7	7.34	.0741	0.00	117	1	100.0	5															
26/05/22	0:25	15.9	16.2	15.9	44	3.6	14.5	N	1.21	30.6	N	14.7	14.6	13.3	11.2	1024.2	0.00	0.00	0	0.00	0	0.008	0.000	24.3
38	9:0	23.7	7.34	.0741	0.00	118	1	100.0	5															
26/05/22	0:30	15.8	15.9	15.8	44	3.5	11.3	N	0.94	27.4	N	15.4	14.4	14.1	11.8	1024.4	0.00	0.00	0	0.00	0	0.009	0.000	24.2
38	9:0	23.7	7.34	.0741	0.00	117	1	100.0	5															
26/05/22	0:35	15.6	15.8	15.6	44	3.4	11.3	N	0.94	24.1	N	15.2	14.3	13.8	11.6	1024.4	0.00	0.00	0	0.00	0	0.009	0.000	24.2
38	9:0	23.7	7.34	.0741	0.00	117	1	100.0	5															
26/05/22	0:40	15.6	15.6	15.6	45	3.7	9.7	N	0.80	27.4	N	15.3	14.3	14.1	11.7	1024.3	0.00	0.00	0	0.00	0	0.010	0.000	24.1
38	8:9	23.6	7.34	.0741	0.00	117	1	100.0	5															
26/05/22	0:45	15.4	15.6	15.4	45	3.6	11.3	N	0.94	25.7	N	15.0	14.2	13.7	11.4	1024.3	0.00	0.00	0	0.00	0	0.010	0.000	24.0
38	8:8	23.4	7.35	.0742	0.00	117	1	100.0	5															
26/05/22	0:50	15.3	15.4	15.3	45	3.4	12.9	N	1.07	27.4	N	14.4	14.0	13.1	10.9	1024.3	0.00	0.00	0	0.00	0	0.011	0.000	24.0
38	8:8	23.4	7.35	.0742	0.00	117	1	100.0	5															
26/05/22	0:55	15.2	15.3	15.2	45	3.4	12.9	N	1.07	30.6	N	14.3	13.9	13.1	10.8	1024.3	0.00	0.00	0	0.00	0	0.011	0.000	23.9
38	8:7	23.3	7.35	.0742	0.00	117	1	100.0	5															
26/05/22	1:00	15.1	15.2	15.1	46	3.6	14.5	N	1.21	25.7	N	13.7	13.9	12.5	10.4	1024.3	0.00	0.00	0	0.00	0	0.011	0.000	23.9
39	9:1	23.4	7.55	.0742	0.10	117	1	100.0	5															
26/05/22	1:05	15.1	15.1	15.1	46	3.5	8.0	N	0.67	22.5	N	14.9	13.8	13.7	11.4	1024.1	0.00	0.00	0	0.00	0	0.011	0.000	23.9
39	9:1	23.4	7.55	.0742	0.00	117	1	100.0	5															
26/05/22	1:10	14.9	15.1	14.9	46	3.4	12.9	N	1.07	25.7	N	14.0	13.7	12.8	10.6	1024.1	0.00	0.00	0	0.00	0	0.012	0.000	23.8
39	9:0	23.3	7.55	.0742	0.00	117	1	100.0	5															
26/05/22	1:15	14.8	14.9	14.8	46	3.3	11.3	N	0.94	17.7	N	14.2	13.6	12.9	10.6	1024.2	0.00	0.00	0	0.00	0	0.012	0.000	23.8
39	9:0	23.3	7.55	.0742	0.00	117	1	100.0	5															

Figura 33. Base de datos con condiciones climatológicas de la webcam. Fuente: [40]

El aspecto principal de haber escogido esta instalación y esta webcam en primer lugar es comparar la diferencia en la predicción fotovoltaica entre el uso de la radiación ofrecida por la página de la webcam y la base de datos obtenida de PVGIS.

Como se dijo en el anterior apartado, hay que quedarse con la región de interés para aplicar el procesado de imagen solo a esa zona. En este caso, la ROI seleccionada esta representada en la Figura 34, mostrada a continuación.



*Figura 34. Región de interés para el procesado de imagen 1*

#### **4.3.2. Irradiancia, variación y patrón de Sol y sombras**

En la siguiente imagen, Figura 35, se muestra la irradiancia ofrecida por PVGIS en Getafe, ubicación de la instalación fotovoltaica.

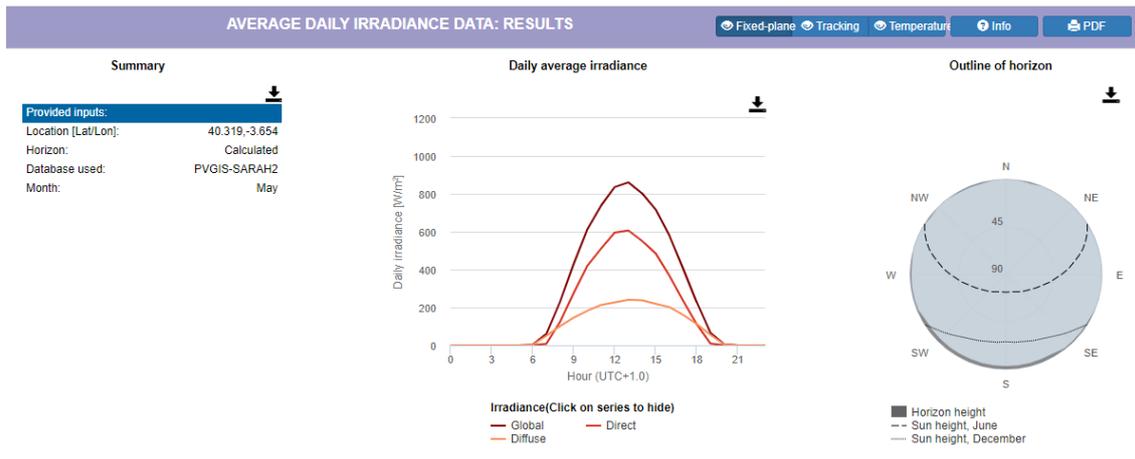


Figura 35. Irradiancia de mayo en la ubicación de la instalación 1. Fuente: [34]

Teniendo en cuenta, como se ha dicho, esa falta de actualización de la base de datos se va a tener en cuenta el factor de variación de la irradiación del año 2021 en la ubicación. En la Figura 36, se muestra este parámetro en todo el país para el mes de mayo.

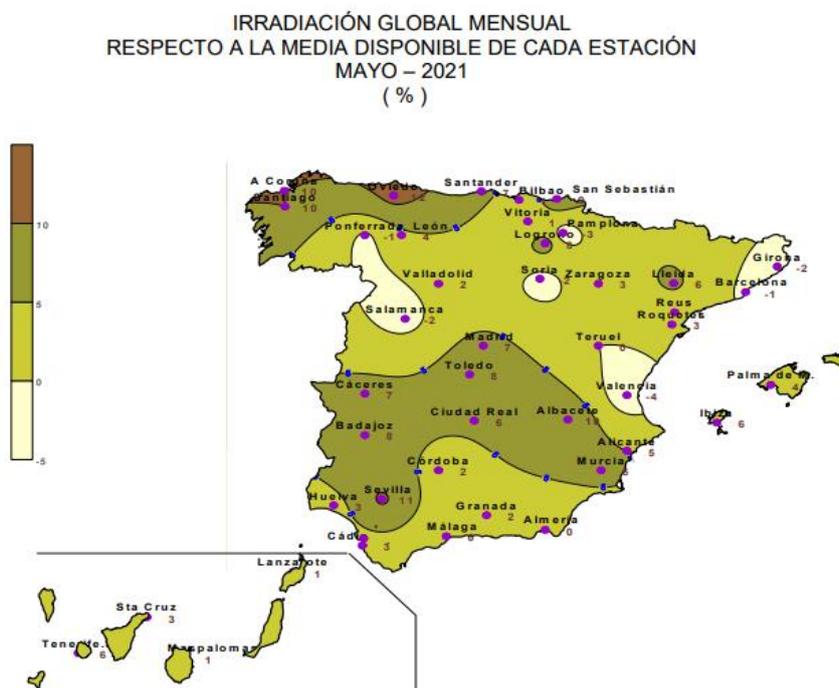


Figura 36. Variación irradiación del mes de mayo 2021. Fuente: [41]

En el mapa se lee que el factor de variación para esa ubicación en dicho mes es de +7, por tanto, la irradiancia obtenida de PVGIS será multiplicada por un factor de 1,07.

Para obtener el patrón de Sol y sombras, como se ha explicado anteriormente, se estima mediante la visualización de la generación de varios días para visualizar el

patrón en función de las horas. En las siguientes figuras se muestran imágenes de varios días.

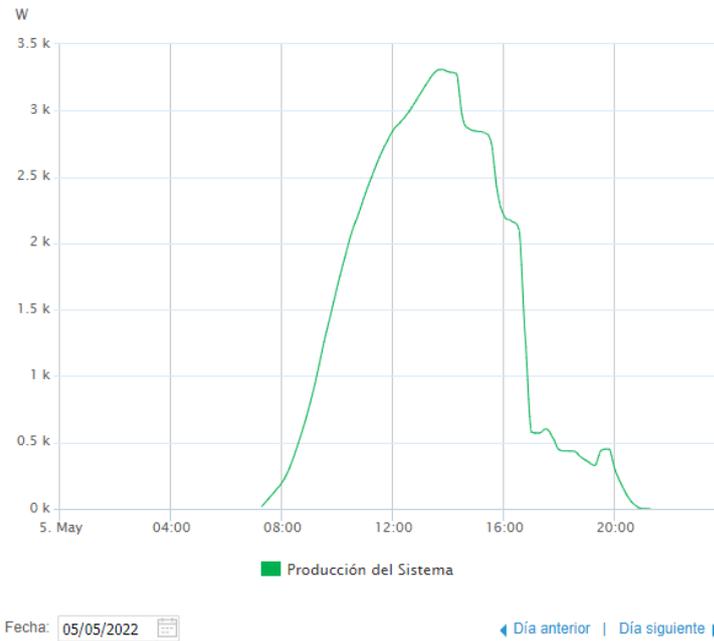


Figura 37. Curva generación 5 mayo. Fuente: [39]

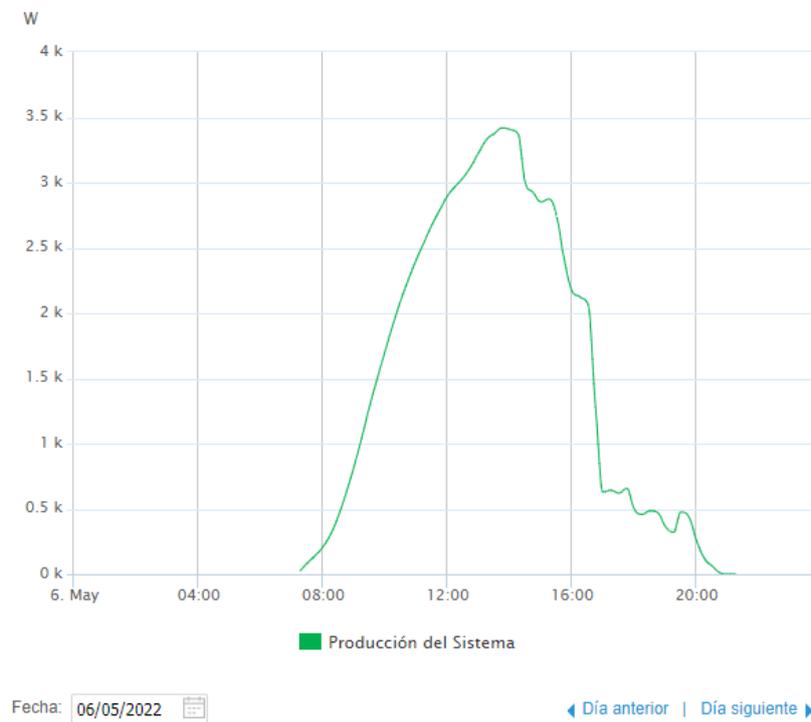


Figura 38. Curva generación 6 mayo. Fuente: [39]

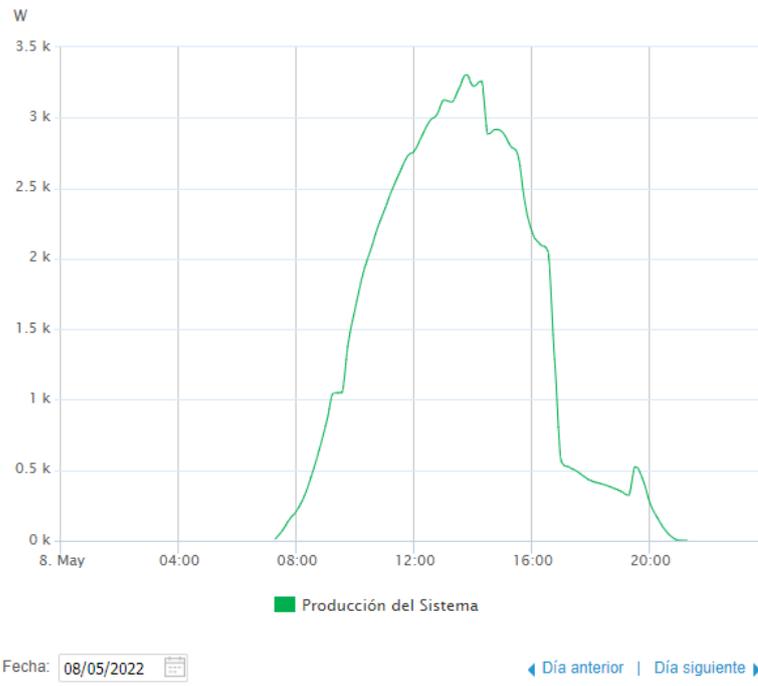


Figura 39. Curva generación 8 mayo. Fuente: [39]

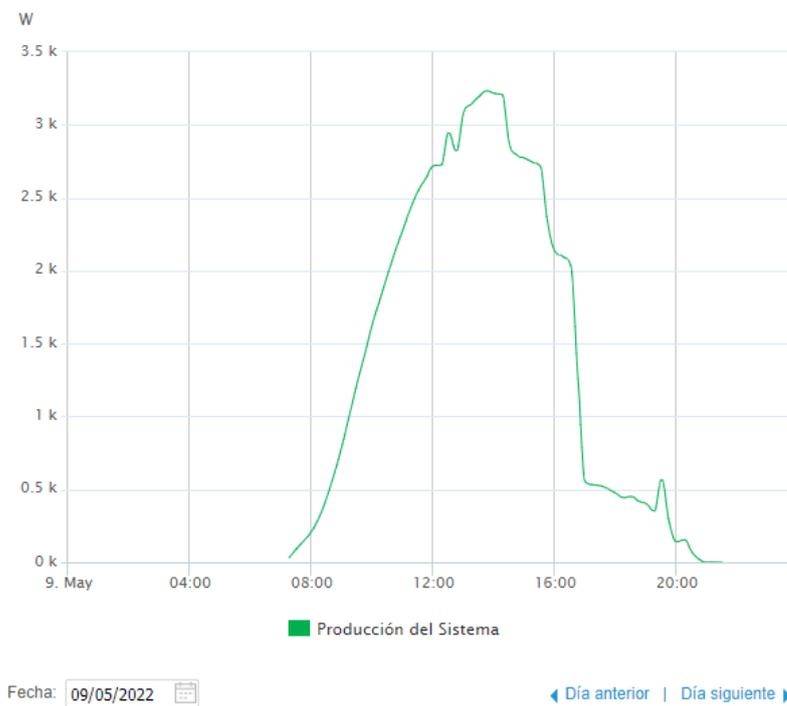


Figura 40. Curva generación 9 mayo. Fuente: [39]

De esta manera, analizando la generación durante 5 o 6 días, el patrón de sombras obtenido se representa en la Figura 41, como se dijo anteriormente, en un rango entre 0 y 1.

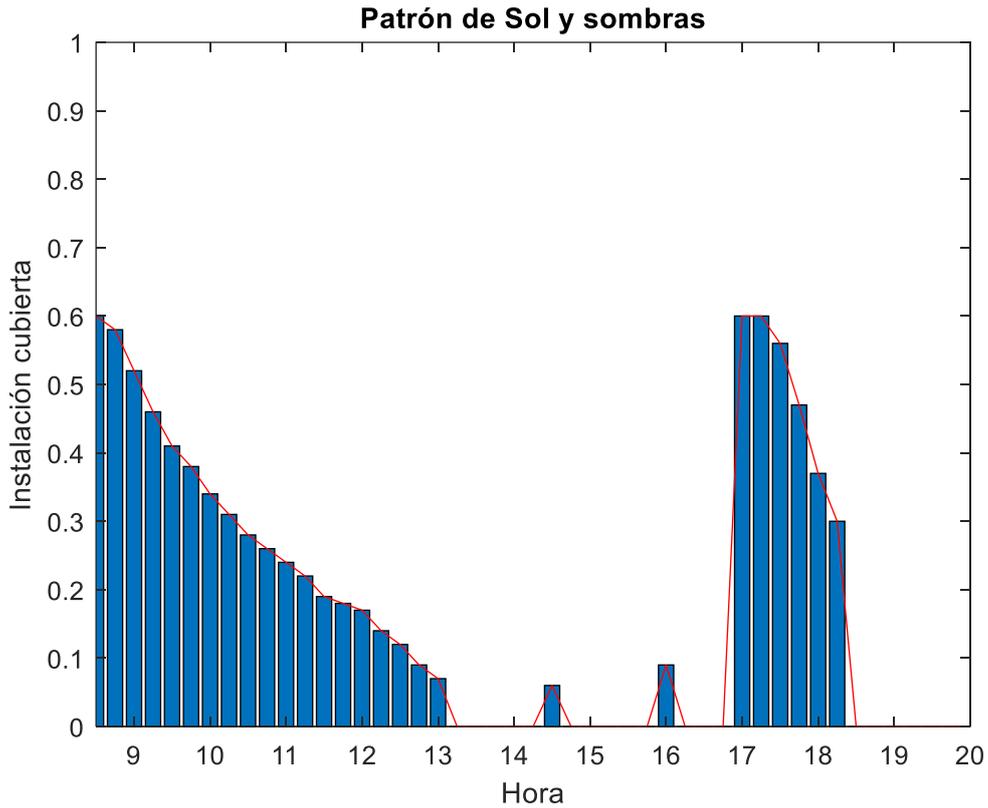


Figura 41. Patrón de Sol y sombras instalación 1

### 4.3.3. Resultados

Teniendo recabada toda la información necesaria para aplicar el método, comienza la recogida de resultados de varios días.

Los resultados de esta instalación se dividen en dos partes: la primera parte son los datos de la predicción instantánea, en la que se compara el uso de la base de datos de PVGIS y la obtenida en directo mediante la webcam; mientras que la segunda parte se representan los resultados de las predicciones a futuro con los distintos márgenes temporales.

A continuación, se van a representar los resultados obtenidos para la predicción instantánea, para la cual el primer día que se tienen resultados es el 18 de mayo, representados en la Figura 42.

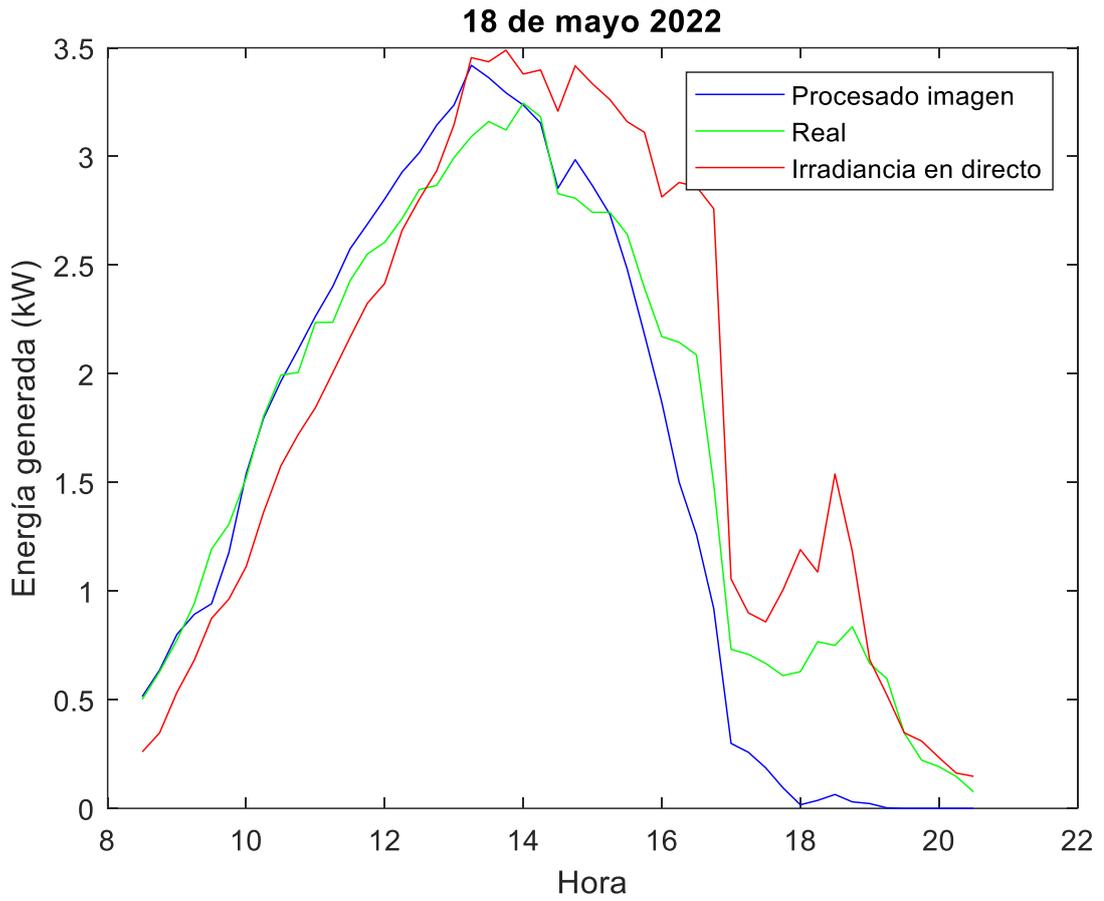


Figura 42. Resultados predicción instantánea 18 mayo 2022

Para este caso, el error relativo obtenido de la generación calculada mediante el procesado de imagen del 9,38%, mientras que la generación obtenida mediante la radiación en directo de la webcam es del 15,55%.

Se han seguido tomando datos durante varios días y los resultados obtenidos para distintos días en la predicción instantánea están recogidos en la Tabla 1.

Fecha	Error procesado de imagen (%)	Error irradiancia webcam (%)	Estado del cielo
18/05/2022	9,38	15,55	Soleado
19/05/2022	15,83	15,25	Nublado
20/05/2022	18,26	12,77	Nublado
21/05/2022	19,54	15,12	Nublado
22/05/2022	13,68	14,59	Sol y nubes
23/05/2022	12,85	16,22	Sol y nubes
24/05/2022	17,97	19,86	Nublado
25/05/2022	8,08	16,41	Soleado
26/05/2022	4,12	17,26	Soleado
27/05/2022	4,22	15,02	Soleado
28/05/2022	5,46	10,24	Soleado
29/05/2022	8,78	13,69	Soleado
30/05/2022	18,15	15,13	Nublado
31/05/2022	5,81	17,52	Soleado
01/06/2022	4,31	17,36	Soleado
03/06/2022	13,89	18,15	Sol y nubes
04/06/2022	12,51	21,26	Soleado

*Tabla 1. Resultados predicción instantánea instalación 1*

Se deduce finalmente que en los días con bastante nubosidad es mejor el uso de la irradiancia ofrecida por la webcam, como pueden ser el día 20, 21 o 30 de mayo de la Tabla 1, mientras que los días despejados es mejor el uso del procesado de imagen de la webcam, representado, por ejemplo, por los días 25 y 26 de mayo, de la misma tabla.

A continuación, se muestran las gráficas obtenidas del 21 de mayo y del 26 de mayo para visualizar los resultados obtenidos de uno de los peores días y de los mejores días respectivamente.

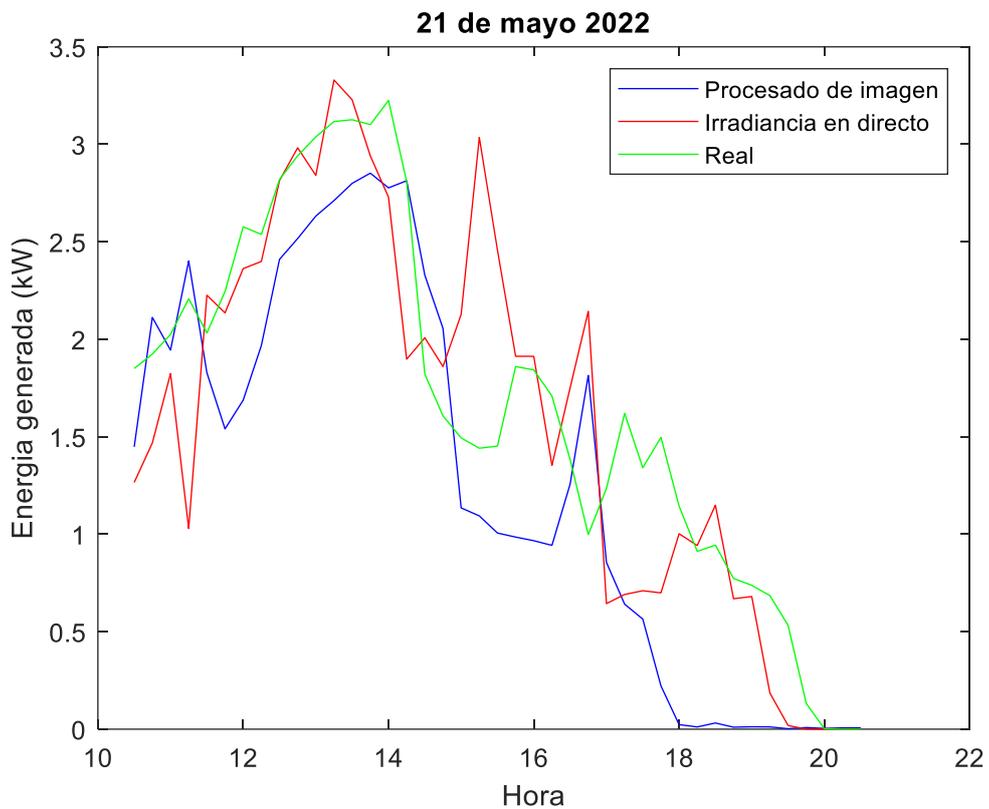


Figura 43. Resultados predicción instantánea 21 mayo 2022

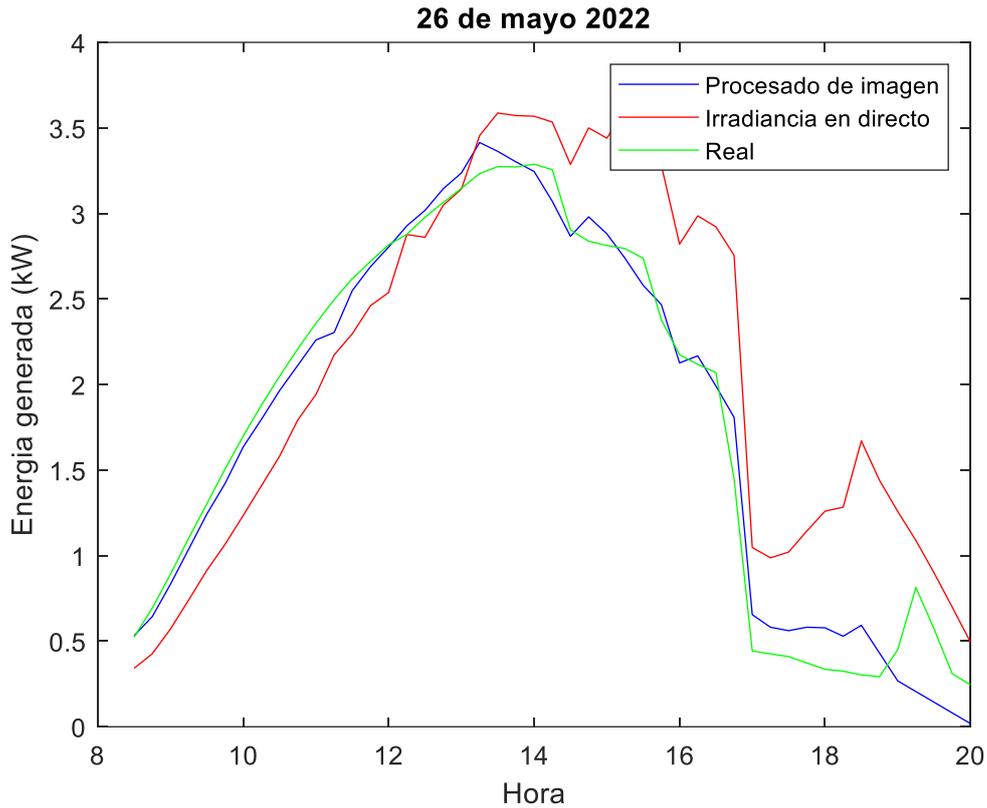


Figura 44. Resultados predicción instantánea 26 mayo 2022

Finalmente se concluye que ambos métodos ofrecen unos buenos resultados para la predicción instantánea, representados en la Tabla 2, teniendo el procesado de imagen un 11,34% de error mientras que el uso de la irradiancia de la webcam posee un error del 15,96%, algo mayor, pero aun así siendo buenos resultados teniendo en cuenta que no se tiene toda la información de la instalación, ni la webcam estaba ubicada en el mismo emplazamiento que esta.

	Procesado de imagen	Irradiancia webcam
Error relativo promedio (%)	11,34	15,96

Tabla 2. Error promedio de ambos métodos para la predicción instantánea instalación 1

A continuación, al igual que con la predicción instantánea, se van a mostrar las gráficas de los resultados obtenidos el primer día, 19 de mayo, y posteriormente se muestra una tabla, Tabla 3, con los resultados obtenidos todos los días.

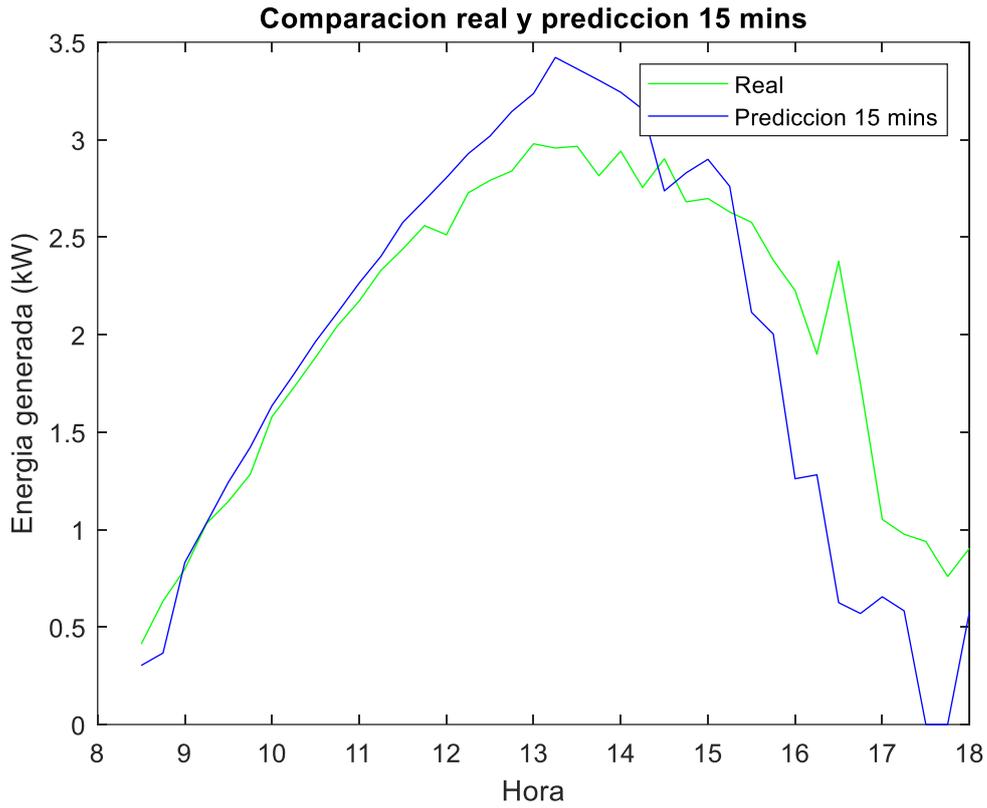


Figura 45. Resultados prediccion margen temporal 15 minutos 19 mayo 2022

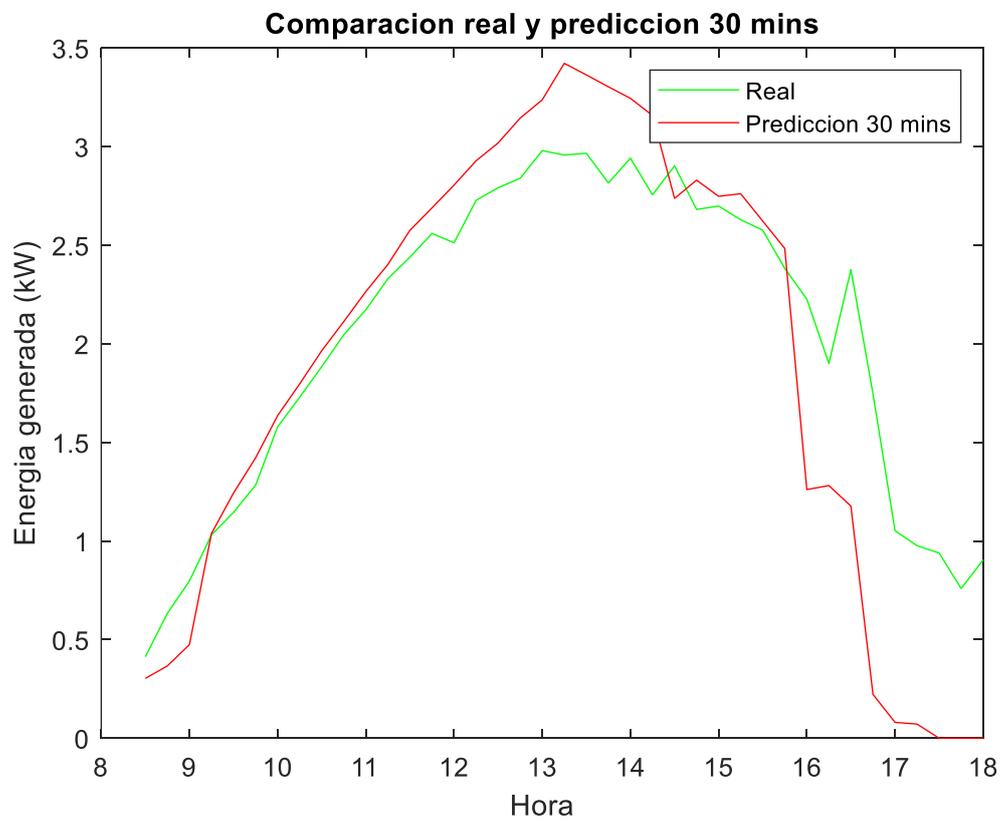


Figura 46. Resultados prediccion margen temporal 30 minutos 19 mayo 2022

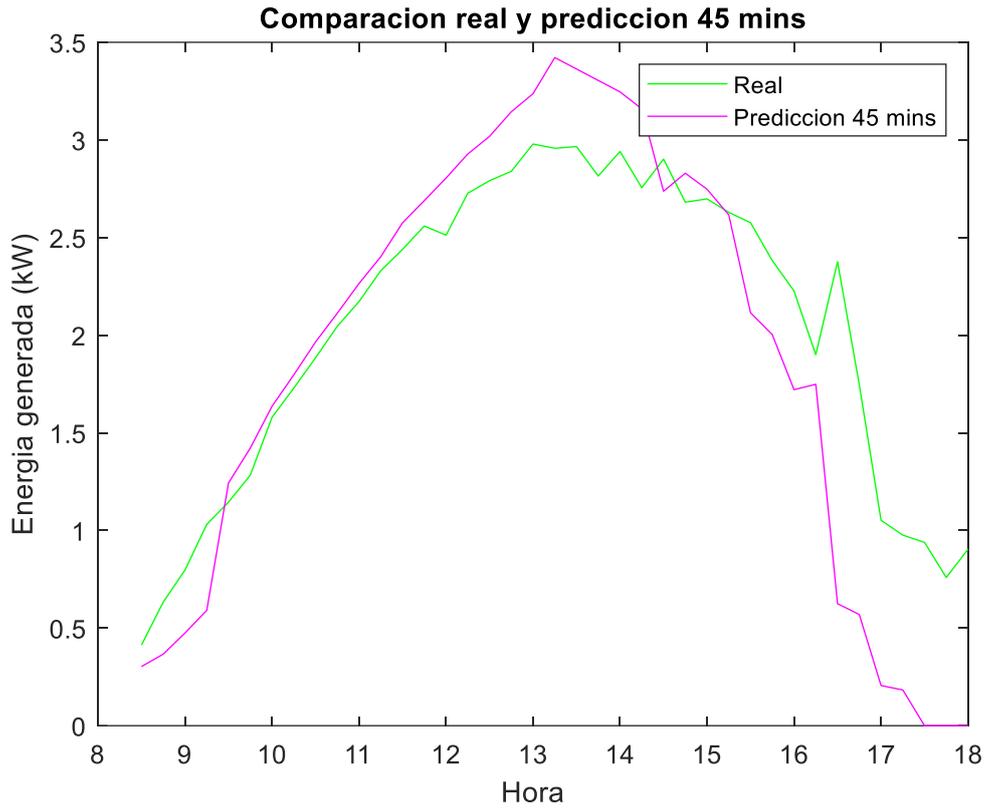


Figura 47. Resultados prediccion margen temporal 45 minutos 19 mayo 2022

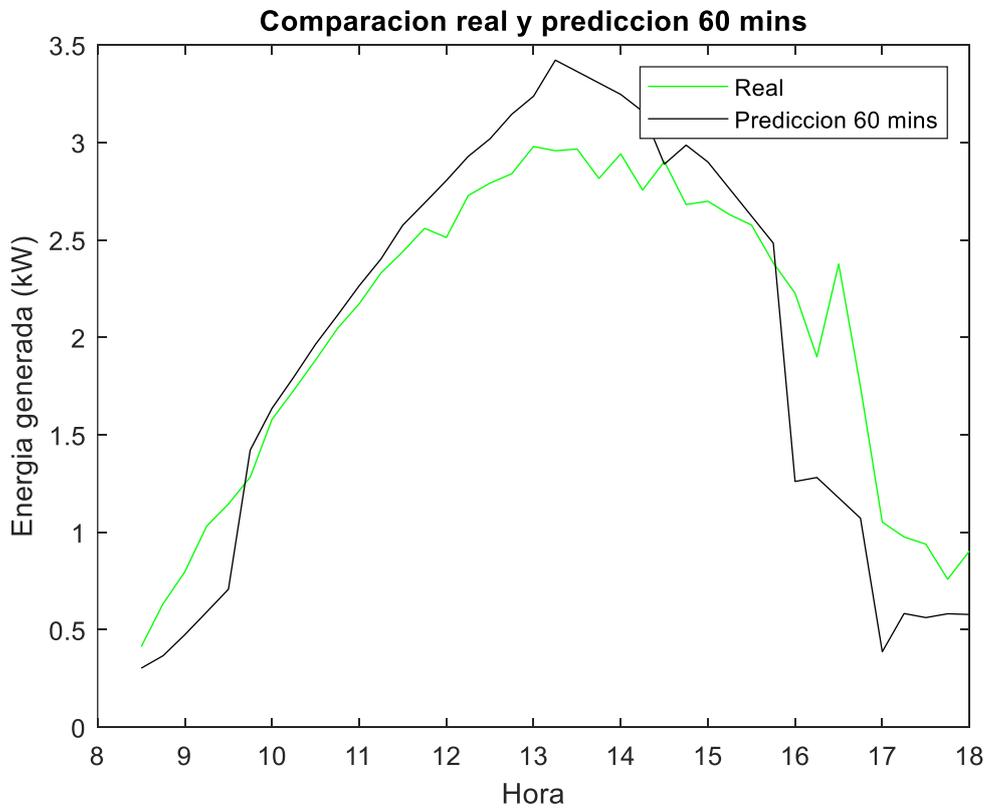


Figura 48. Resultados prediccion margen temporal 60 minutos 19 mayo 2022

Para este día, el error relativo para la predicción con un horizonte temporal de 15 minutos es de 14,86%, para 30 minutos es de 14,33%, para el caso de 45 minutos es de 14,56%, y, por último, para el caso de 60 minutos, el error es de 12,95%.

Se han seguido tomando datos durante varios días y los resultados obtenidos para distintos días en la predicción para distintos márgenes temporales están recogidos en la Tabla 3.

Fecha	Error predicción a los 15 mins (%)	Error predicción a los 30 mins (%)	Error predicción a los 45 mins (%)	Error predicción a los 60 mins (%)	Estado del cielo
19/05/2022	14,86	14,33	14,56	12,95	Nublado
20/05/2022	18,11	18,19	17,62	16,96	Nublado
21/05/2022	20,23	20,96	18,15	17,87	Nublado
22/05/2022	17,22	15,91	16,68	17,48	Sol y nubes
23/05/2022	13,6	15,4	10,07	9,52	Sol y nubes
24/05/2022	18,05	17,77	17,23	17,48	Nublado
25/05/2022	7,88	7,91	8,01	7,81	Soleado
26/05/2022	3,79	3,82	3,77	3,72	Soleado
27/05/2022	3,92	3,86	3,83	4,05	Soleado
28/05/2022	5,38	5,33	5,30	5,52	Soleado
29/05/2022	8,50	8,52	8,38	8,73	Soleado
30/05/2022	18,45	18,41	18,30	18,22	Nublado

31/05/2022	5,84	5,80	5,78	5,70	Soleado
01/06/2022	3,83	3,81	3,79	3,74	Soleado
03/06/2022	13,85	13,94	13,81	13,72	Sol y nubes
04/06/2022	12,18	12,21	12,20	12,22	Soleado

Tabla 3. Resultados predicción con distintos horizontes temporales instalación 1

A continuación, se muestran las gráficas obtenidas los mejores y peores días para cada predicción, siendo para todos los horizontes temporales el peor día el 21 de mayo y el mejor el 26 de mayo.

### Predicción margen temporal 15 minutos

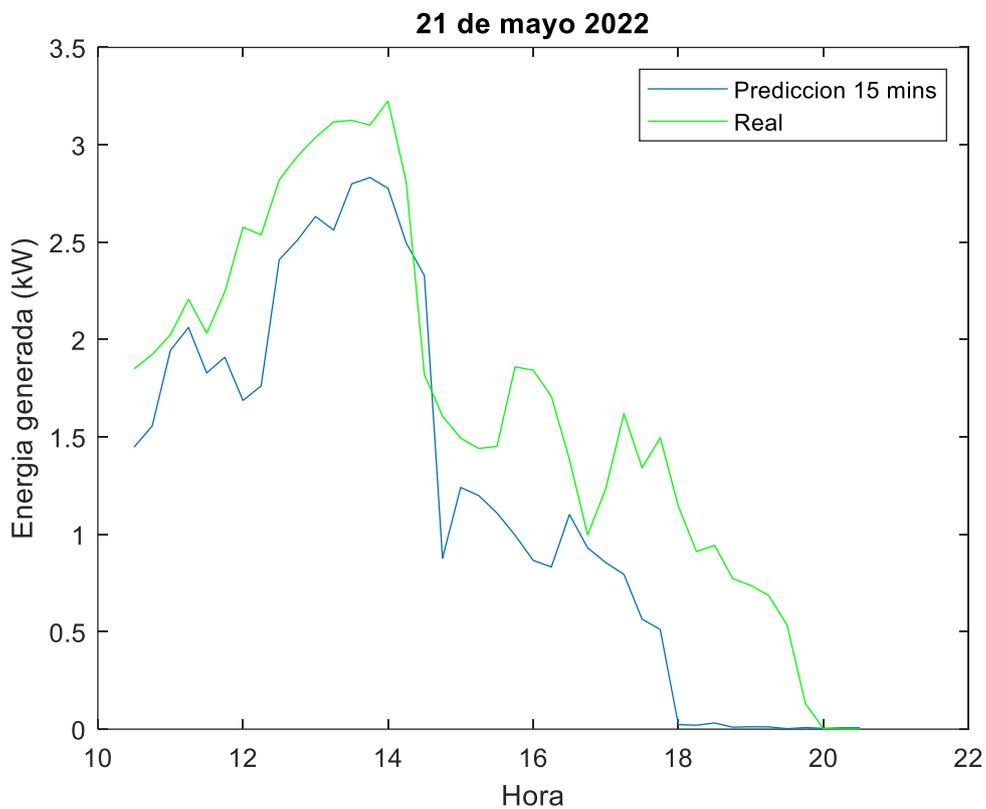


Figura 49. Resultado predicción 15 minutos 21 de mayo 2022

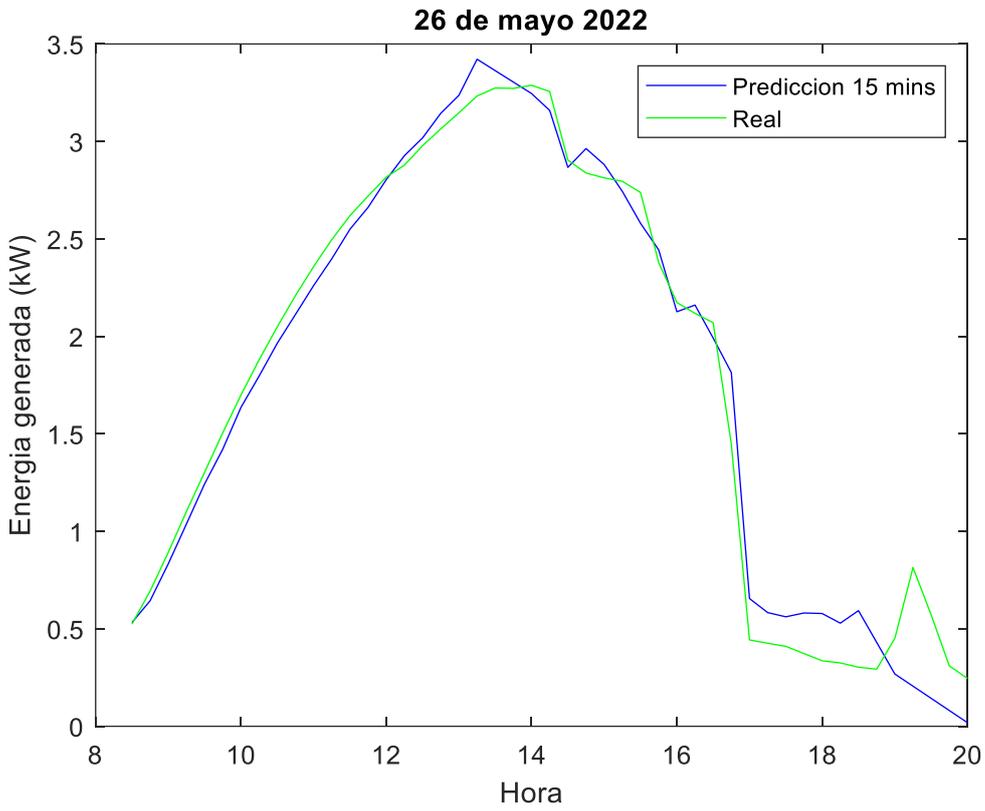


Figura 350. Resultado predicción 15 minutos 26 de mayo 2022

### Predicción margen temporal 30 minutos

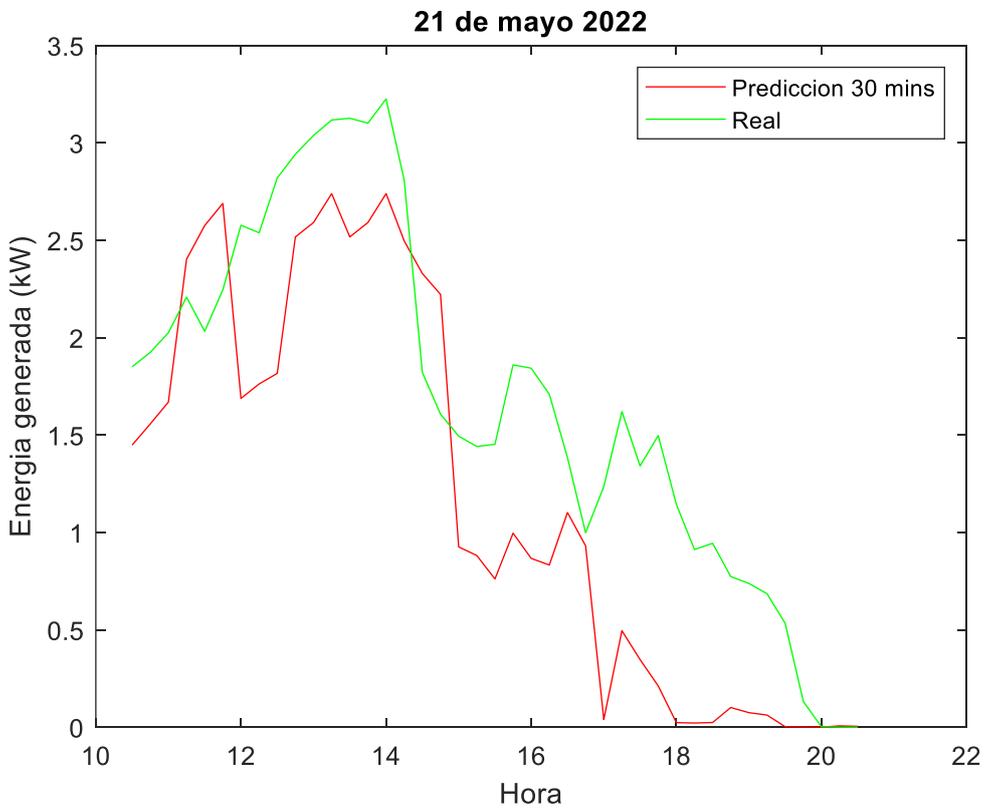


Figura 51. Resultado predicción 30 minutos 21 de mayo de 2022

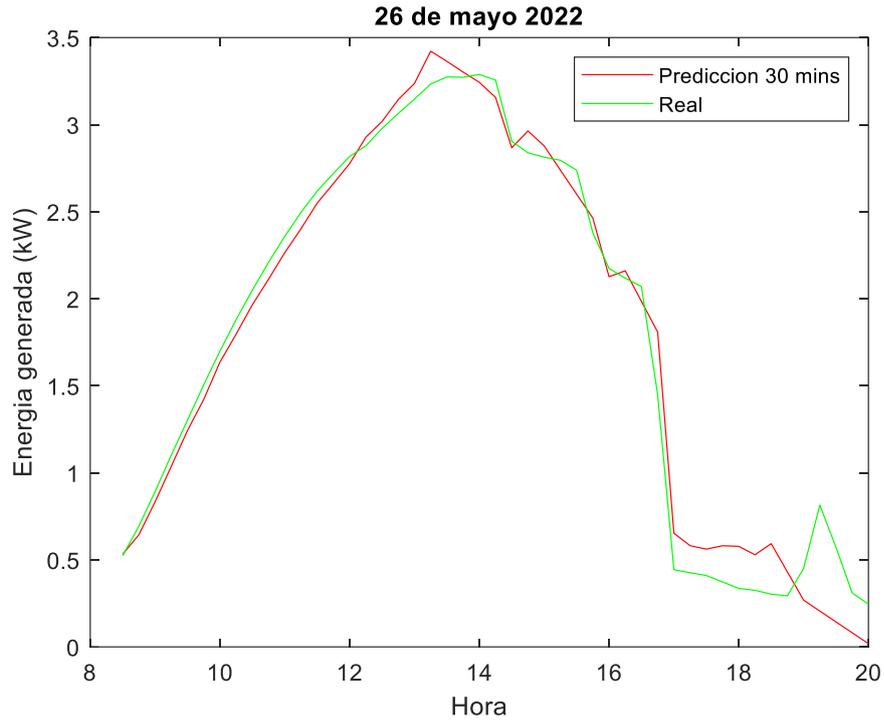


Figura 52. Resultado predicción 30 minutos 26 de mayo de 2022

**Predicción margen temporal 45 minutos**

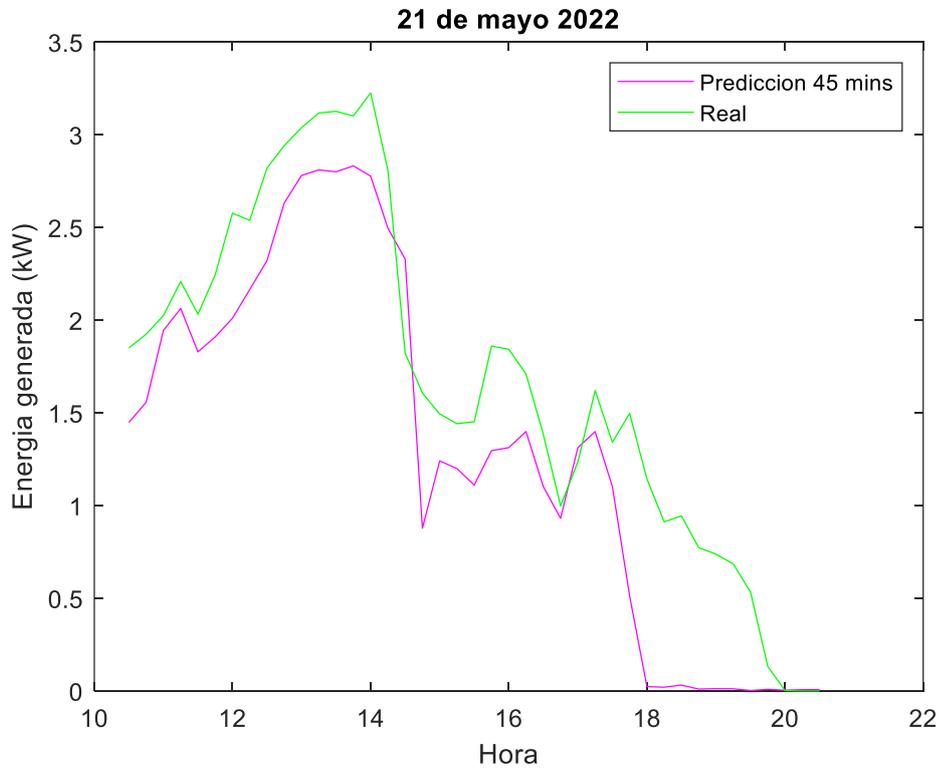


Figura 53. Resultado predicción 45 minutos 21 de mayo de 2022

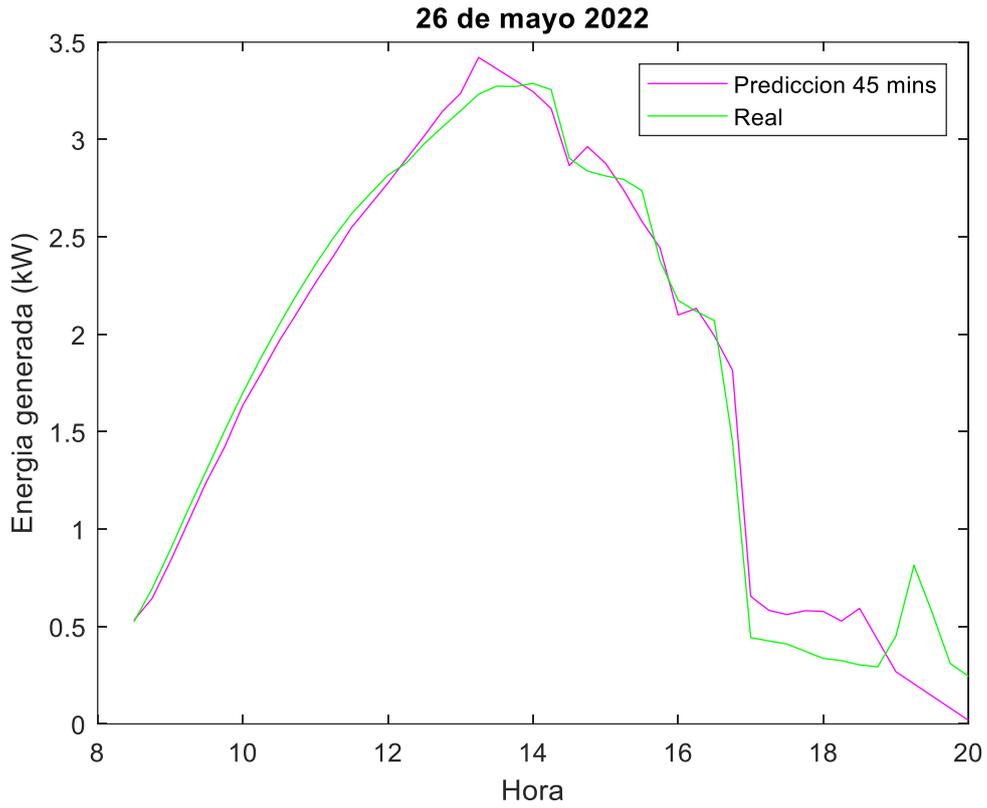


Figura 54. Resultado predicción 45 minutos 26 de mayo de 2022

**Predicción margen temporal 60 minutos**

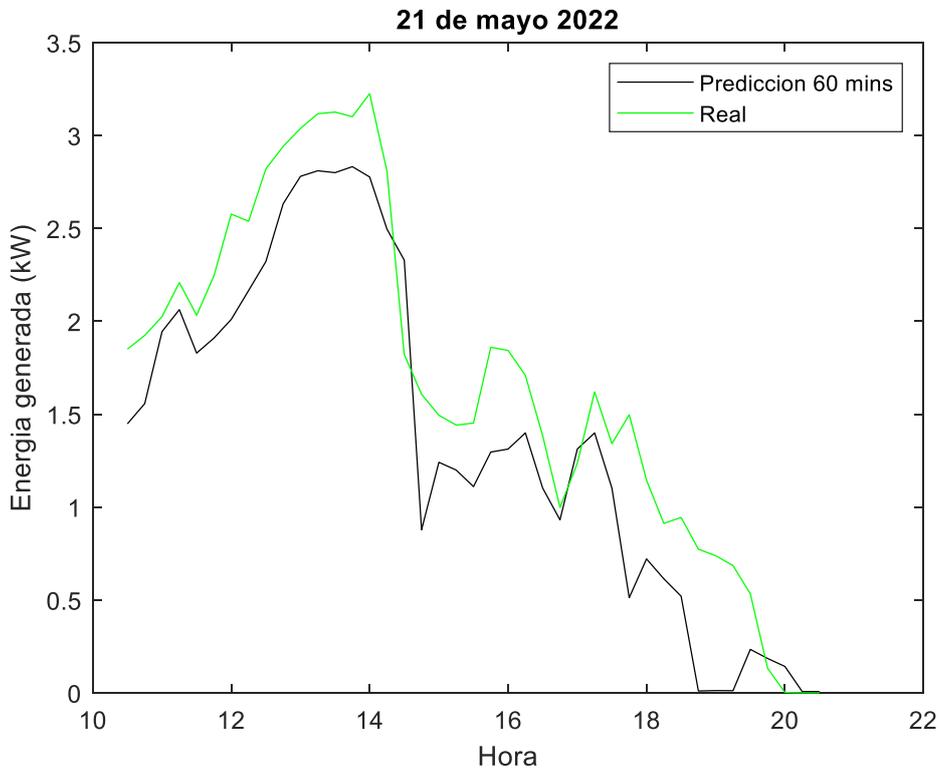


Figura 55. Resultado predicción 60 minutos 21 de mayo de 2022

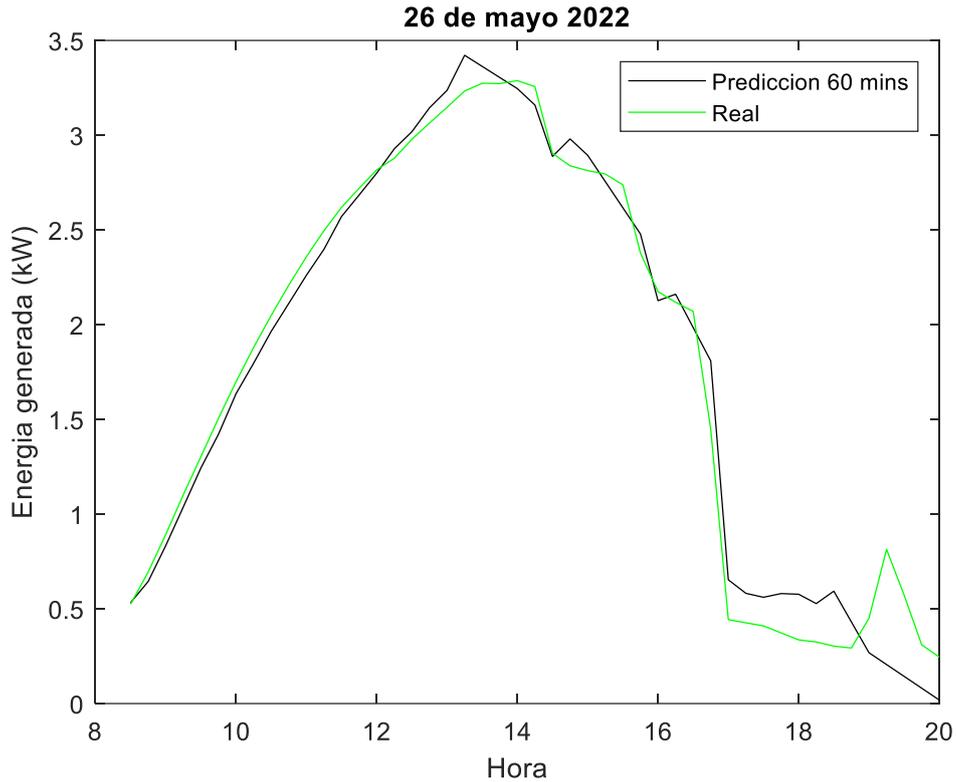


Figura 56. Resultado predicción 60 minutos 26 de mayo de 2022

El error promedio de las distintas predicciones se recoge en la siguiente tabla, Tabla 4.

	Predicción 15 minutos	Predicción 30 minutos	Predicción 45 minutos	Predicción 60 minutos
Error relativo promedio (%)	11,60	11,63	11,09	10,98

Tabla 4. Error promedio de predicciones con diferentes horizontes temporales instalación 1

Cabe destacar, que las predicciones con mayor rango temporal, como son la de 45 minutos y 60 minutos tienen un error relativo promedio igual o menor que las predicciones con menor rango temporal y que incluso la instantánea, esto se puede deber a la diferencia de ubicación ente la webcam de la que se están recogiendo imágenes y la instalación, por lo que se pueden localizar nubes por la webcam, que llegaran más tarde a la instalación, y por eso las predicciones con mayor margen temporal tienen un menor error relativo.

## 4.4. Instalación 2

### 4.4.1. Instalación y webcam escogidas

La segunda instalación seleccionada para este proyecto está ubicada en Benalmádena, Málaga. Está ubicada en C/Acapulco, 29631, Benalmádena, Málaga, y cuya potencia pico es 4,8 kWp. La información de esta instalación, así como la generación real de ella se obtiene de la siguiente página [42] cuyo aspecto es el mismo que la de Getafe.

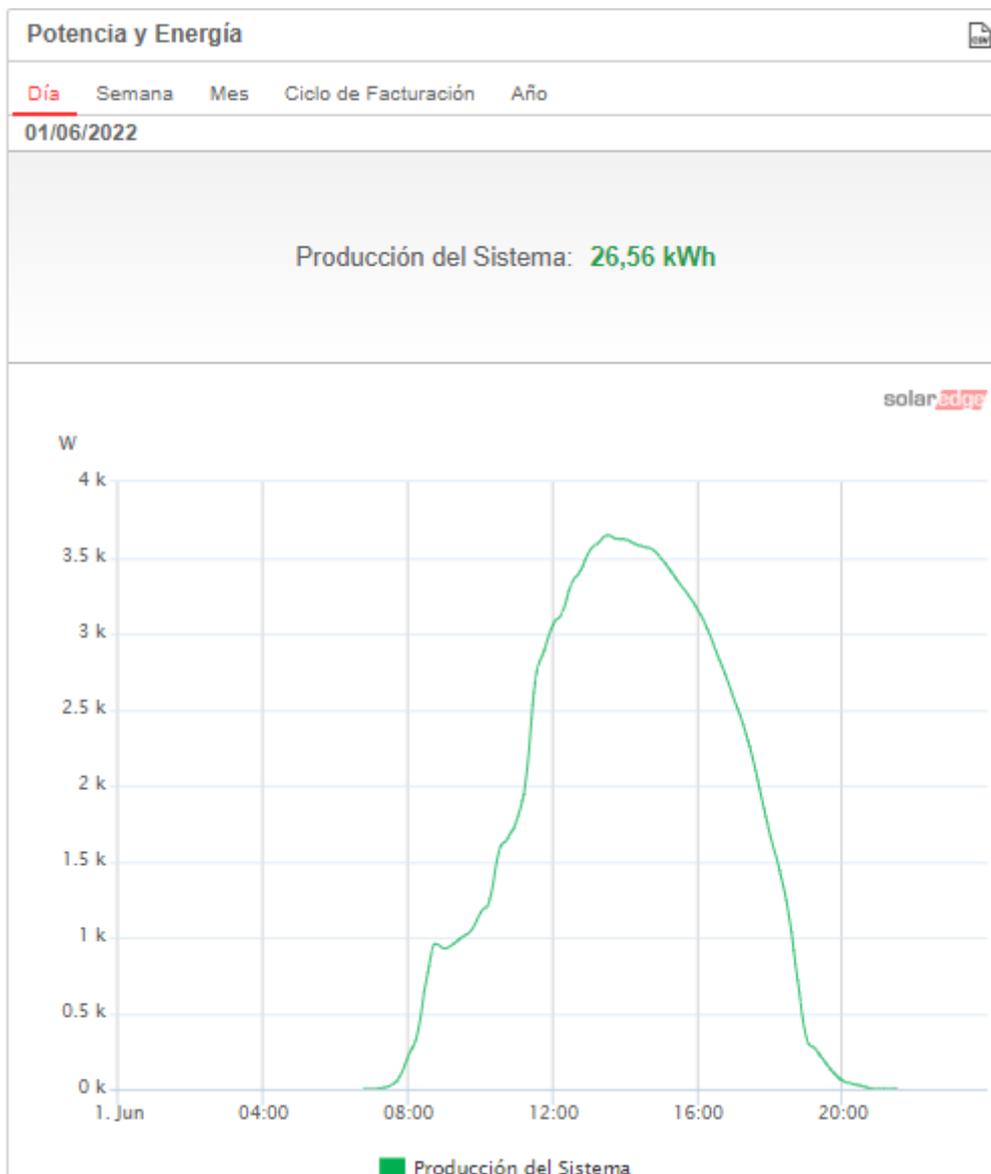


Figura 57. Página web de la generación real de la instalación 2. Fuente: [41]

Para este caso, la página de la webcam elegida es la siguiente [43], cuyo aspecto se muestra en la Figura 58.



Figura 58. Página web de la webcam 2. Fuente: [43]

La ROI seleccionada en este caso es la siguiente:





Figura 59. Región de interés para el procesado de imagen 2

#### 4.4.2. Irradiancia, variación y patrón de Sol y sombras

En la siguiente imagen, Figura 60, se muestra la irradiancia ofrecida por PVGIS en Benalmádena, ubicación de la instalación fotovoltaica.

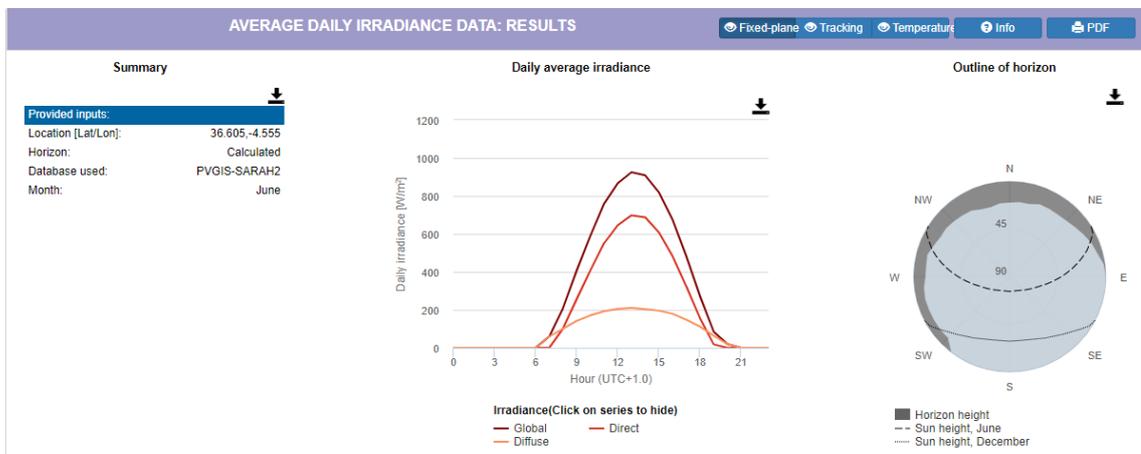


Figura 60. Irradiancia de junio en la ubicación de la instalación 2. Fuente: [34]

En junio de 2021, la variación de irradiación de 2021 ofrecido por la AEMET es de 0, como se muestra en la Figura 61.

IRRADIACIÓN GLOBAL MENSUAL  
RESPECTO A LA MEDIA DISPONIBLE DE CADA ESTACIÓN  
JUNIO- 2021  
(%)



Figura 61. Variación irradiación del mes de junio 2021. Fuente: [41]

Para obtener el patrón de sombras, se ha realizado de la misma manera que en Getafe, visualizando la curva de generación durante un período de tiempo, en concreto, unos 4 o 5 días. En las siguientes figuras se muestran imágenes de varios días.

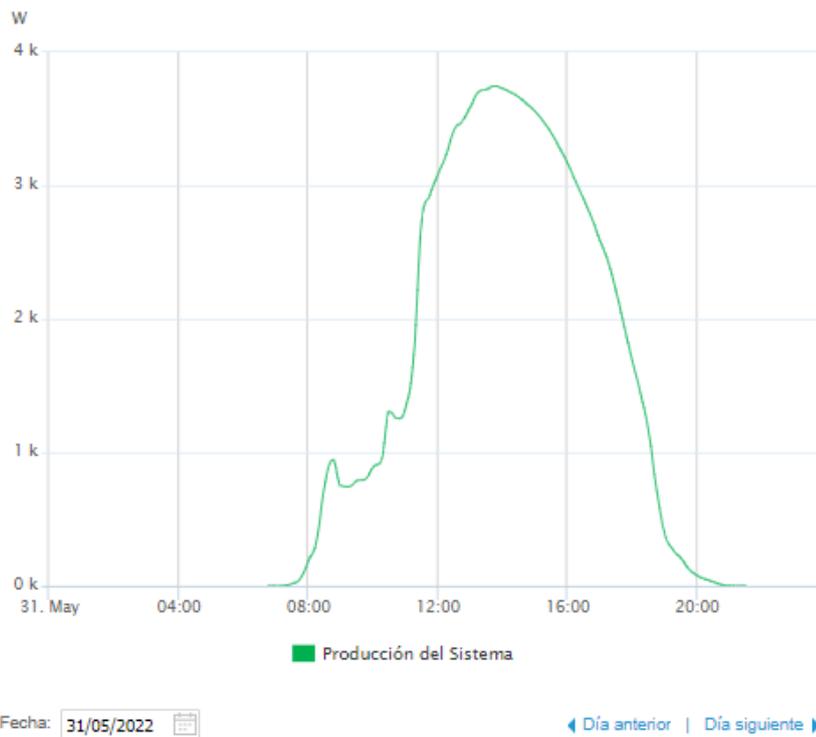
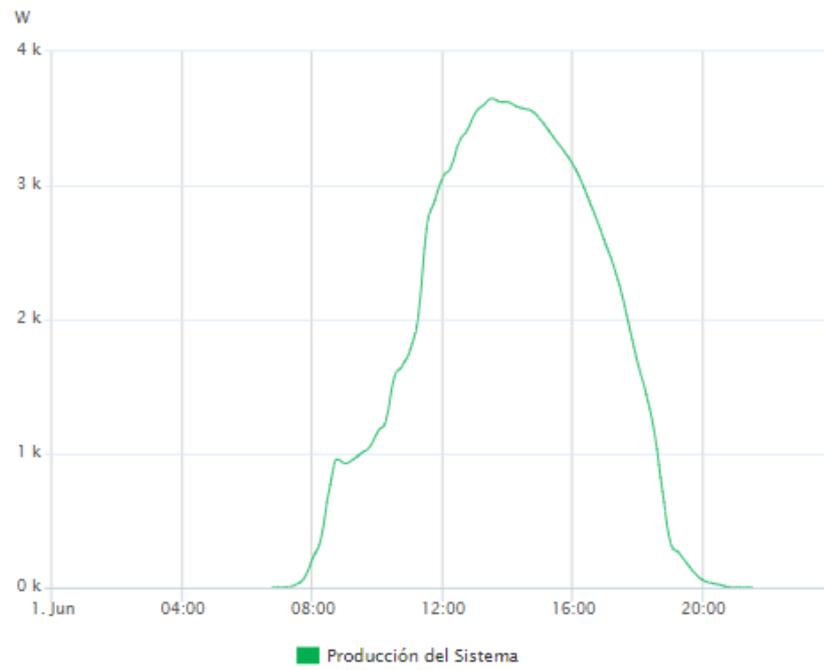


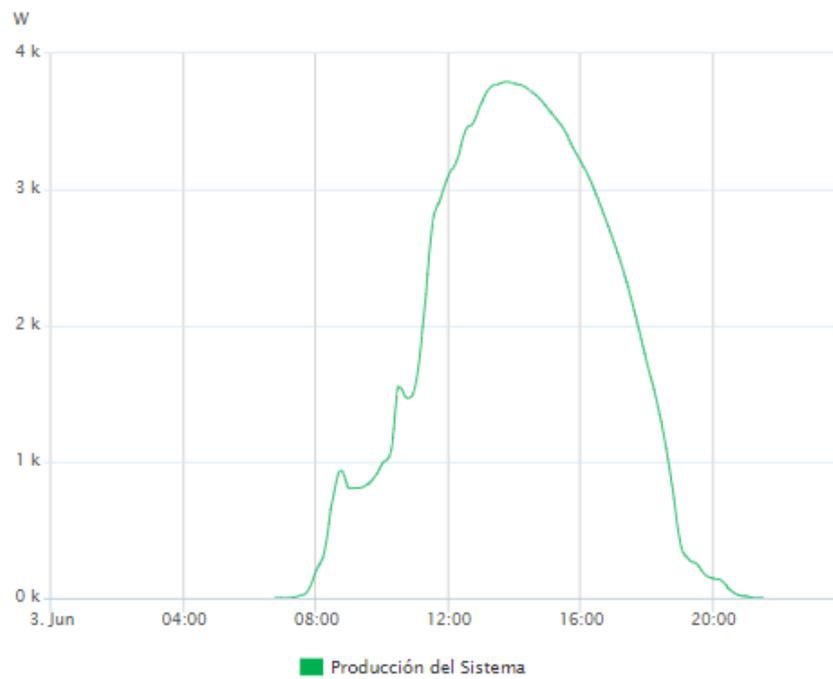
Figura 62. Curva generación 31 mayo. Fuente: [42]



Fecha:

[◀ Día anterior](#) | [Día siguiente ▶](#)

Figura 63. Curva generación 1 junio. Fuente: [42]



Fecha:

[◀ Día anterior](#) | [Día siguiente ▶](#)

Figura 64. Curva generación 3 junio. Fuente: [42]

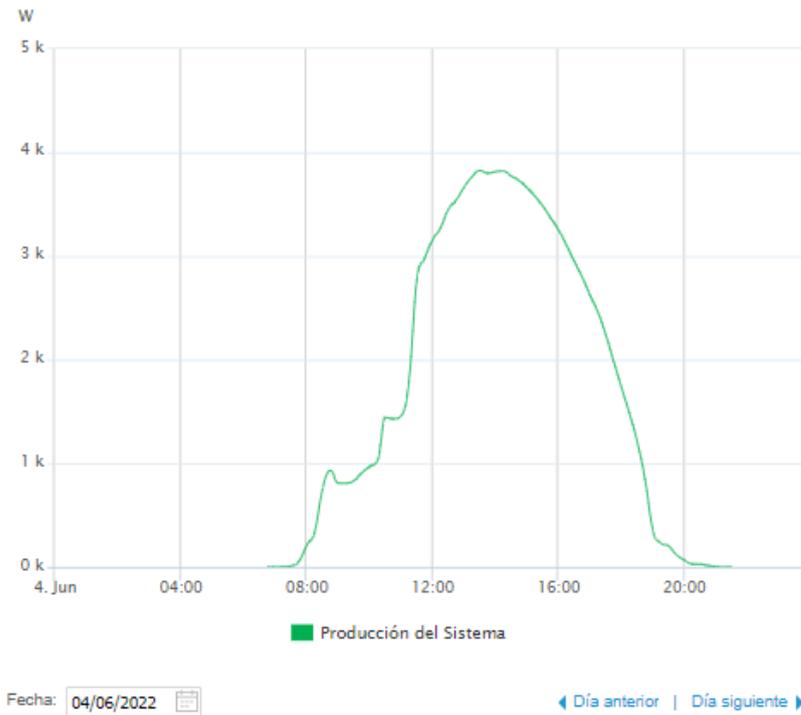


Figura 65. Curva generación 4 junio. fuente: [42]

De esta manera, se aprecia el crecimiento y decaimiento de la generación que coincide en los mismos momentos del día. De esta manera, el patrón de Sol y sombras estimado para esta instalación se muestra en la Figura 66.

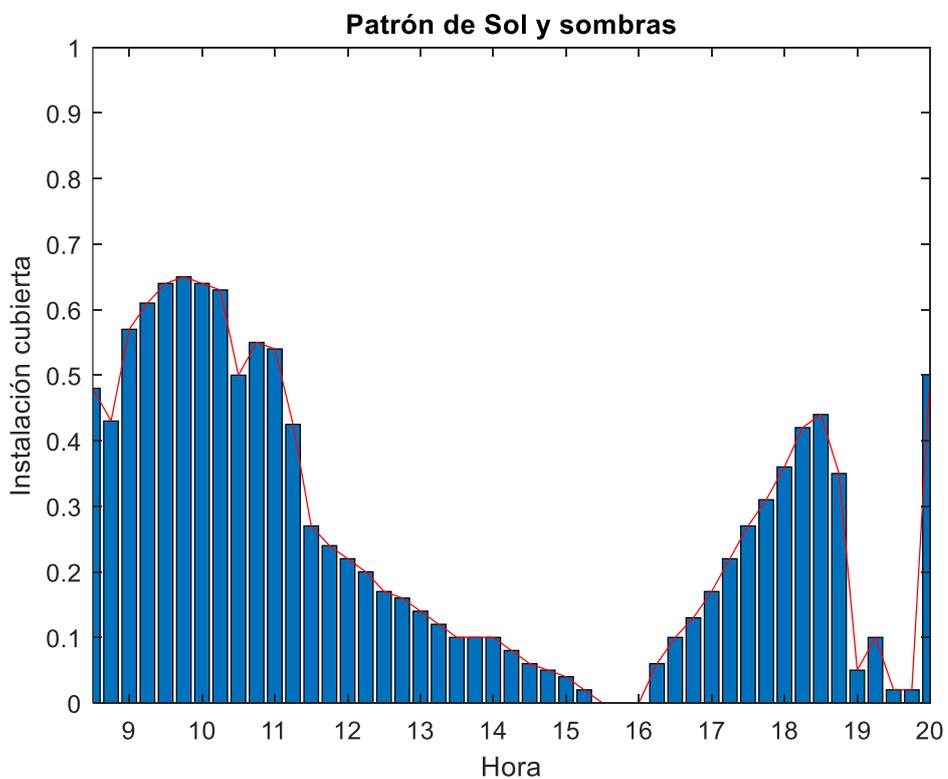


Figura 66. Patrón de Sol y sombras instalación 2

### 4.4.3. Resultados

En este caso, solo se realiza la predicción fotovoltaica mediante la base de datos de PVGIS, debido a que la página de la webcam no ofrece la radiación en directo.

El primer día que se obtienen los resultados de esta instalación es el 5 de junio, cuyos resultados son los siguientes:

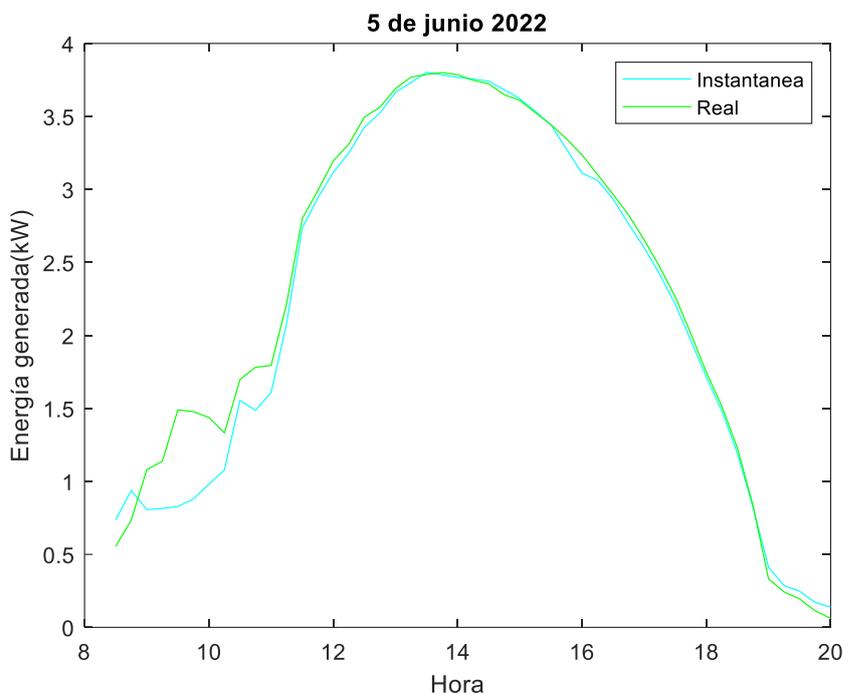


Figura 67. Resultado predicción instantánea 5 de junio 2022

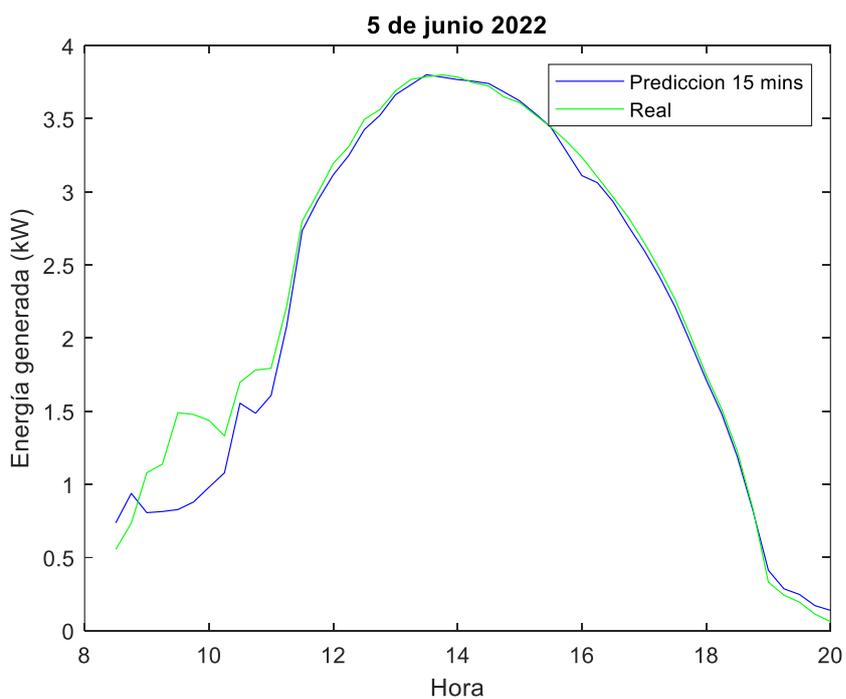


Figura 68. Resultado predicción 15 minutos 5 de junio 2022

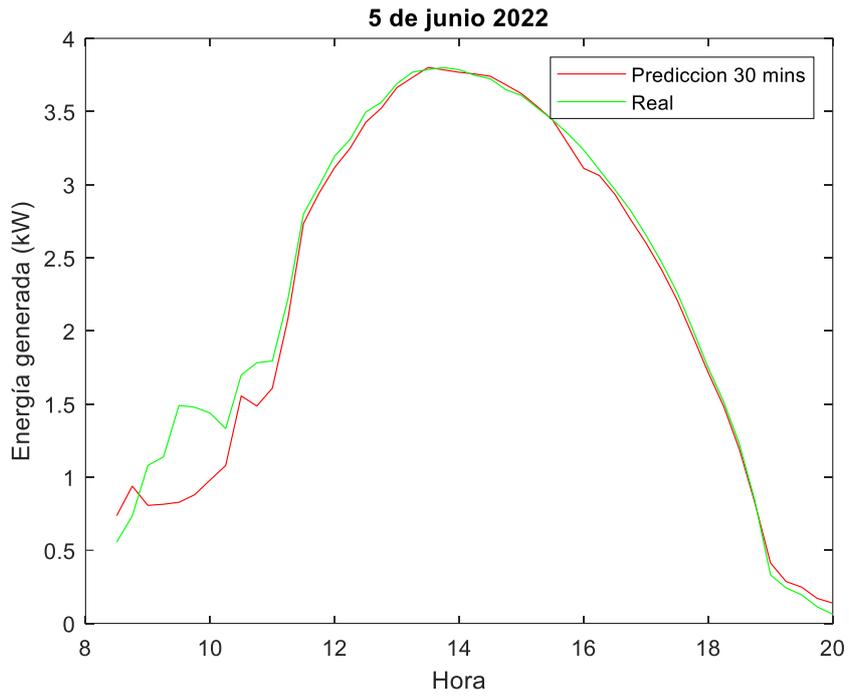


Figura 69. Resultado predicción 30 minutos 5 de junio 2022

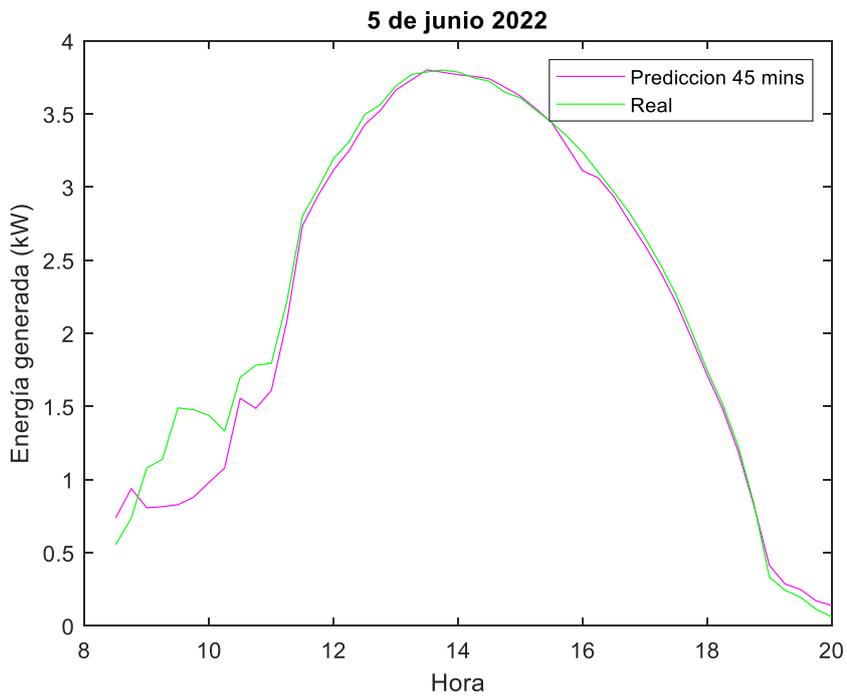


Figura 70. Resultado predicción 45 minutos 5 de junio 2022

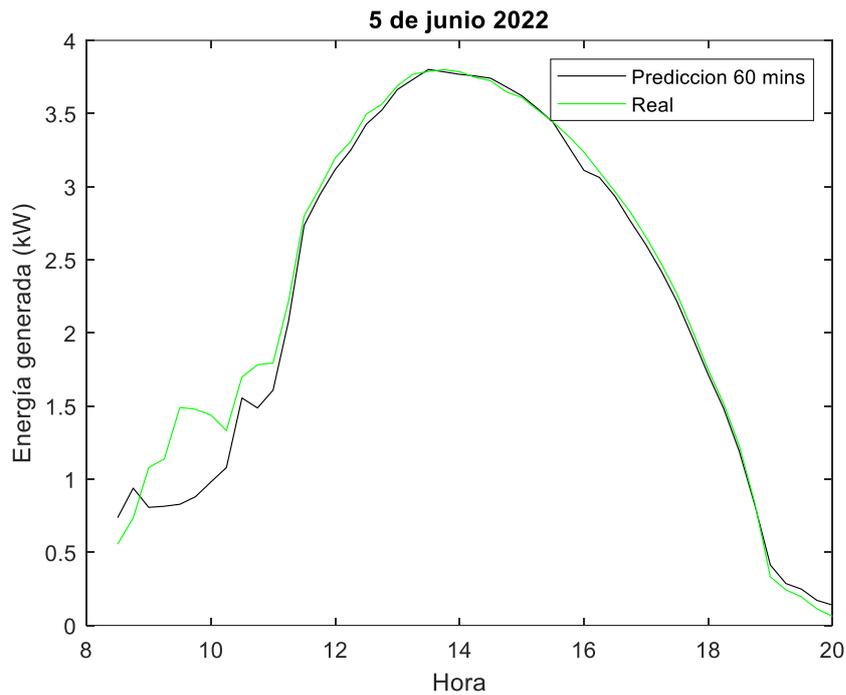


Figura 71. Resultado predicción 60 minutos 5 de junio 2022

Para este día, el error relativo obtenido para la predicción de todos los horizontes temporales, incluida la predicción instantánea, es el mismo, con un valor de 2,78%.

Se han seguido tomando datos durante varios días, en concreto dos semanas, y los resultados obtenidos para distintos días para las predicciones para los distintos horizontes recogidos en la Tabla 5. A continuación de la tabla se muestran también las gráficas obtenidas para las predicciones obtenidas para uno de los mejores y peores días de los que se han recogido datos.

Fecha	Error predicción instantánea (%)	Error predicción a los 15 mins (%)	Error predicción a los 30 mins (%)	Error predicción a los 45 mins (%)	Error predicción a los 60 mins (%)	Estado del cielo
05/06/2022	2,78	2,78	2,78	2,78	2,78	Soleado
06/06/2022	2,12	2,12	2,12	2,12	2,12	Soleado
07/06/2022	2,67	2,66	2,66	2,63	2,61	Soleado
08/06/2022	9,51	9,49	9,46	9,46	9,44	Sol y nubes
09/06/2022	2,58	2,59	2,56	2,64	2,64	Soleado
10/06/2022	2,71	2,74	2,66	2,74	2,74	Soleado
11/06/2022	6,94	6,96	6,89	6,97	6,97	Soleado
12/06/2022	6,41	6,54	6,60	6,54	6,80	Soleado
13/06/2022	8,08	8,11	8,03	8,10	8,11	Soleado
14/06/2022	7,76	7,90	7,97	7,90	8,18	Soleado
16/06/2022	13,51	13,54	13,62	13,56	13,58	Sol y nubes
17/06/2022	9,97	10,14	10,20	10,12	10,28	Soleado
18/06/2022	12,10	12,21	12,30	12,23	12,46	Soleado
19/06/2022	8,08	8,21	8,28	8,22	8,48	Soleado

Tabla 5. Resultados predicción con distintos horizontes temporales instalación 2

El día que mejor resultados se han obtenido corresponde al 6 de junio, el cual fue un día soleado, para el cual el error obtenido en todos los horizontes temporales coincide, siendo este de 2,12%. A continuación, se muestran las diferentes gráficas correspondientes a dicha fecha.

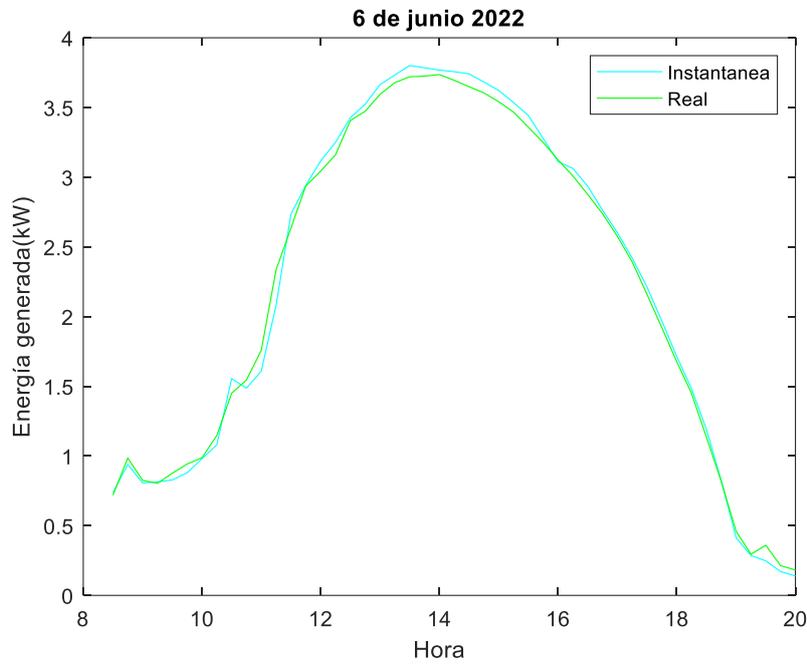


Figura 72. Resultado predicción instantánea 6 de junio 2022

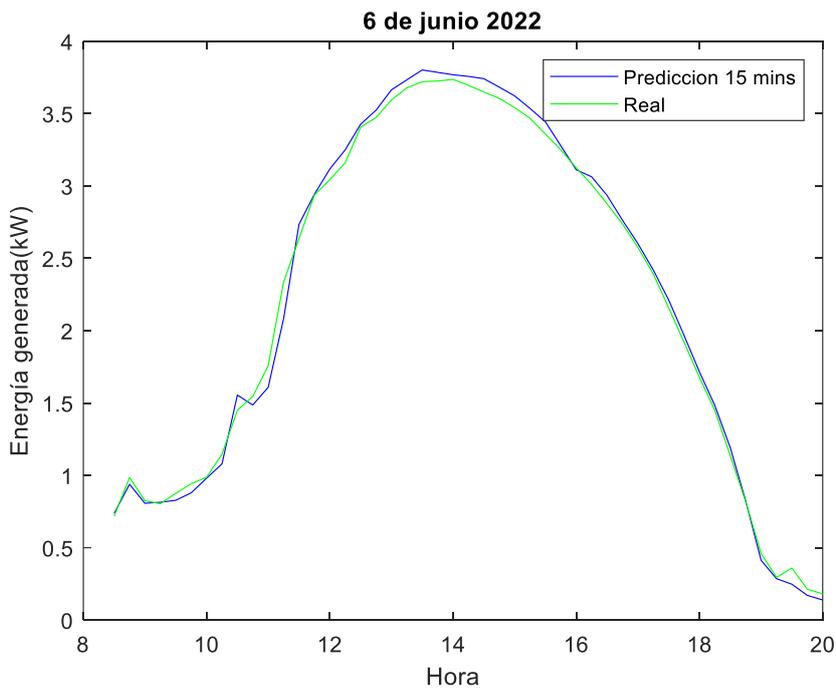


Figura 73. Resultado predicción 15 minutos 6 de junio 2022

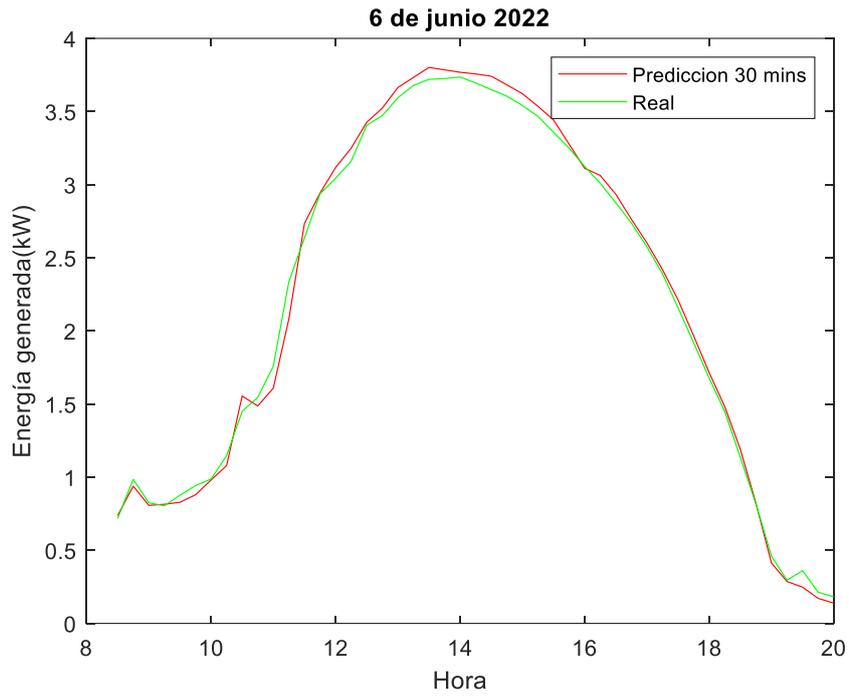


Figura 74. Resultados predicción 30 minutos 6 de junio 2022

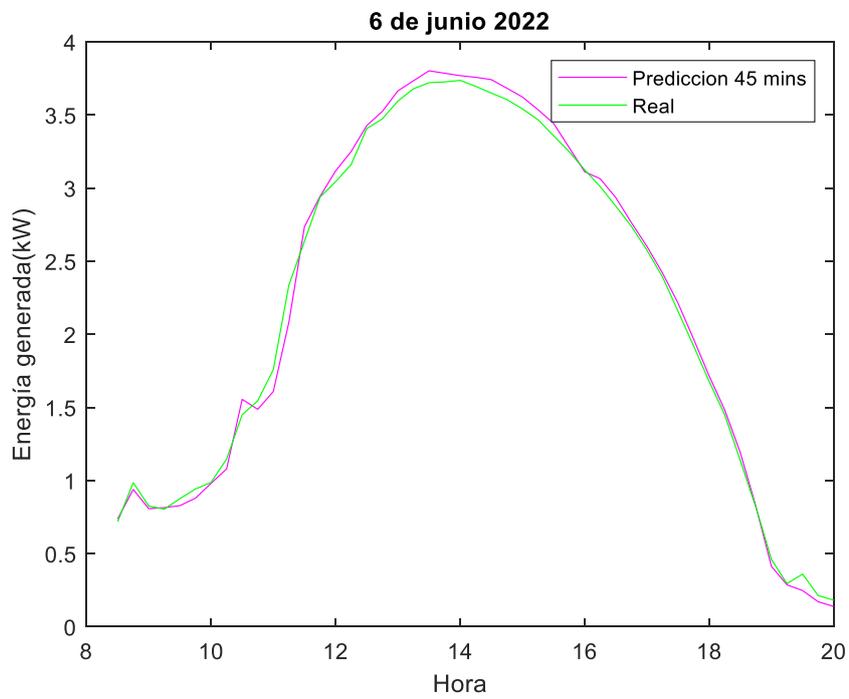


Figura 75. Resultados predicción 45 minutos 6 de junio 2022

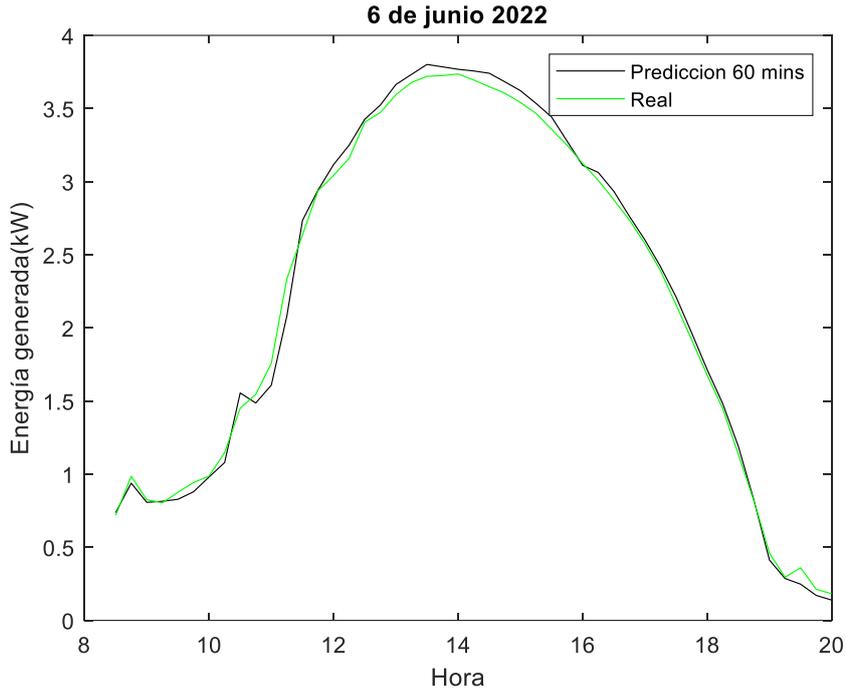


Figura 76. Resultados predicción 60 minutos 6 de junio 2022

Como se observa en la Tabla 5, los peores días son el 16 y 18 de junio, siendo el peor error en cada caso de 13,58% y 12,46% respectivamente. A continuación, es las siguientes figuras se muestran los resultados en la generación del día 18 de junio de 2022.

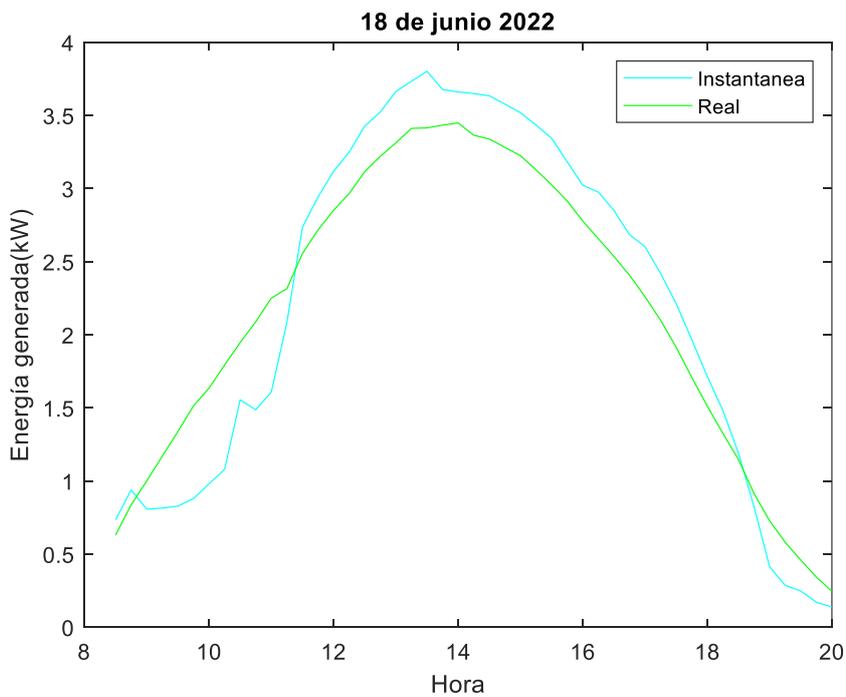


Figura 77. Resultados predicción instantánea 18 de junio 2022

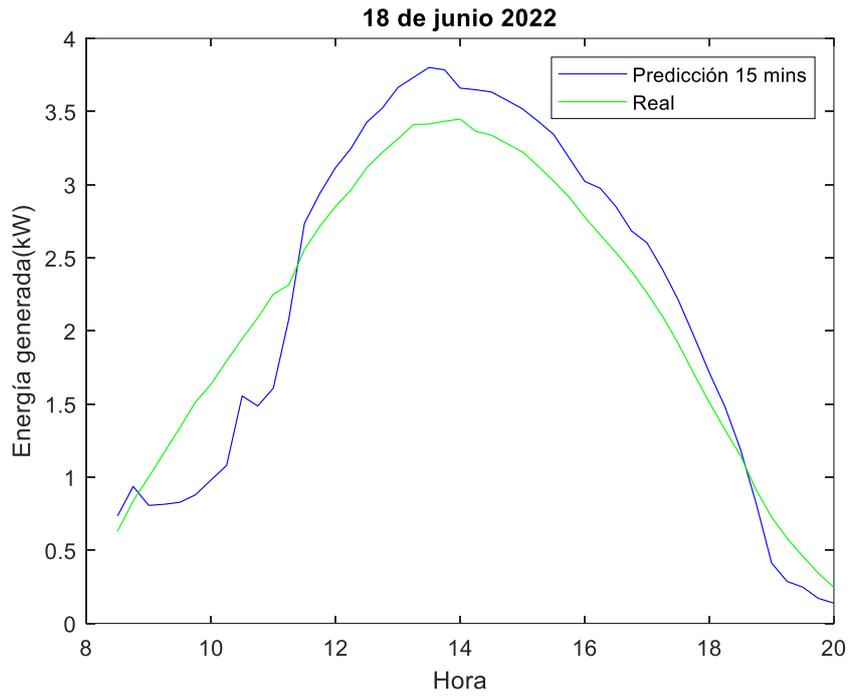


Figura 78. Resultados predicción 15 minutos 18 de junio 2022

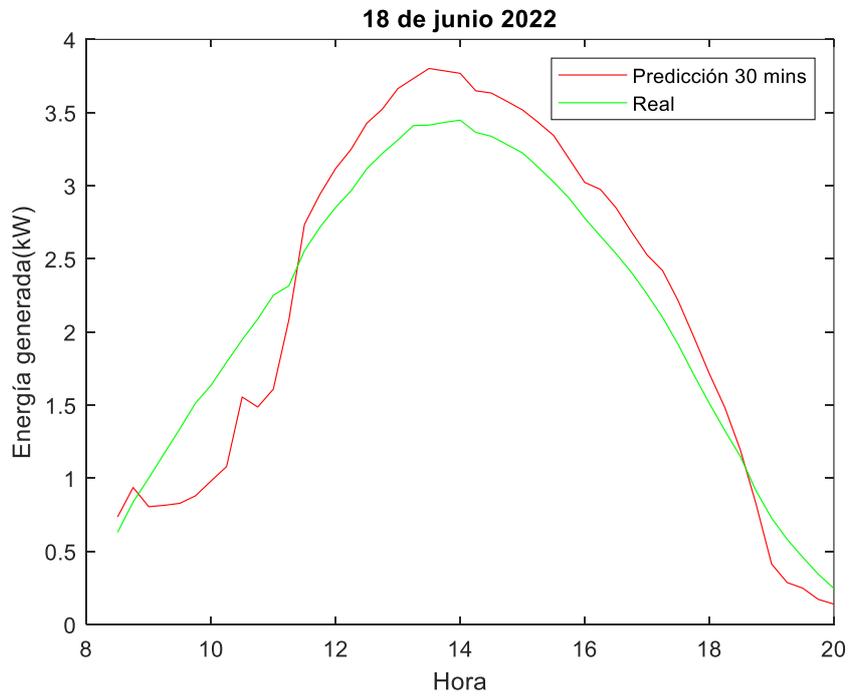


Figura 79. Resultados predicción 30 minutos 18 de junio 2022

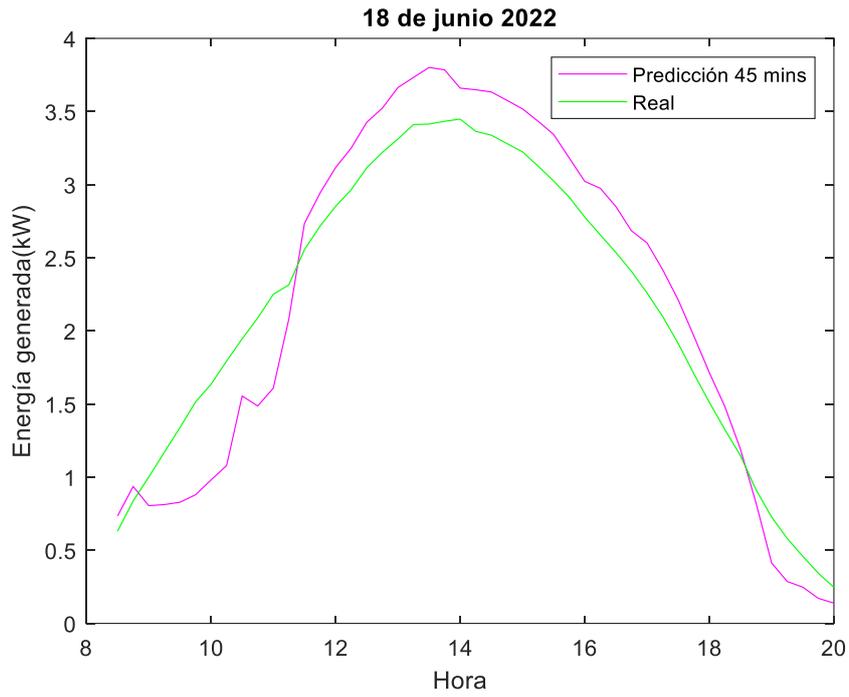


Figura 80. Resultados predicción 45 minutos 18 de junio 2022

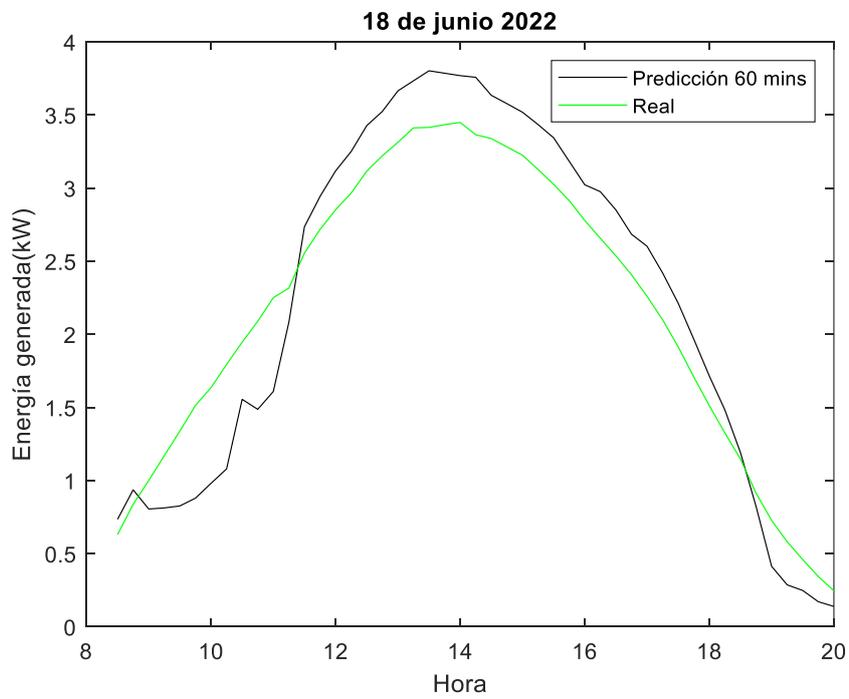


Figura 81. Resultados predicción 60 minutos 18 de junio 2022

Como se observa en la Tabla 5, al igual que ocurría con la primera instalación, los días que presentan más nubosidad, en este caso el día 16 de junio, que hizo Sol y nubes, se comete un mayor error que aquellos días que el cielo se encuentra totalmente despejado. Esto puede deberse a la iluminación y/o colores que capta la webcam, pudiendo hacer así que aumente el porcentaje de error al realizar el procesado a dichas imágenes.

Cabe destacar de esta segunda instalación, que para el día 18 de junio, el error es más alto que otros días a pesar de ser un día soleado, Esto puede ocurrir por el hecho de que el patrón de Sol y sombras se ha visto modificado a medida que avanza el mes, pasando de una curva de generación real como la que se muestra de la Figura 73 a la 76, a la que se obtiene en las Figuras 77 a Figura 81. Sería interesante el uso de una herramienta que obtenga en directo el patrón de Sol y sombras, como podría ser otra webcam apuntando hacia la propia instalación, y así obtener las variaciones de este parámetro con el tiempo.

Finalmente, el error promedio de las distintas predicciones se recoge en la siguiente tabla, Tabla 6.

	Predicción instantánea	Predicción 15 minutos	Predicción 30 minutos	Predicción 45 minutos	Predicción 60 minutos
Error relativo promedio (%)	6,80	6,856	6,866	6,858	7,156

*Tabla 6. Error promedio de predicciones con diferentes horizontes temporales instalación 2*

Como se puede ver en este caso, exceptuado el caso en el que el horizonte temporal es de 60 minutos, el resto de las predicciones tienen un error promedio similar. Aun así, el error obtenido en todos los casos es aceptable, siendo la mejor predicción la instantánea, y como se ha dicho anteriormente, el peor caso para un horizonte temporal de 60 minutos.

# Capítulo 5

## Conclusiones y líneas futuras

Como se ha comentado a lo largo del trabajo, las energías renovables son muy importantes en la actualidad y esa importancia parece que seguirá en aumento en los próximos años debido a la situación global de la energía, en particular de la generación eléctrica, así como por las medidas que diferentes gobiernos y organismos llevan poniendo en marcha en los últimos años en el marco del cambio climático.

Este trabajo se ha centrado en una energía renovable en concreto, la energía solar fotovoltaica, ya que España es el país europeo más soleado de Europa, pudiendo ser una gran potencia en este campo. Uno de los problemas de esta energía es la dificultad a la hora de almacenar la electricidad generada y su carácter fluctuante, de manera que si se pudiese predecir con cierta certeza a corto, medio o largo plazo cuánta va a ser la energía generada por esta tecnología, esto podría ser muy beneficioso, tanto para el medio ambiente como se ha comentado anteriormente, como para los usuarios, puesto que un mayor uso de energías renovables podría ayudar a disminuir el precio de la electricidad, un aspecto muy controvertido hoy en día.

Mediante el proyecto realizado, se ha conseguido obtener predicciones sobre la energía generada por varias instalaciones solares fotovoltaicas en diferentes márgenes u horizontes temporales a corto plazo, con un error aceptable, mediante un procesado de imagen. En el marco del proyecto se decidió utilizar imágenes obtenidas mediante cámaras *webcam* de acceso público ya instaladas, por lo que es un método gratuito en cuanto a nivel de infraestructura.

Como líneas futuras, sería interesante minimizar el error que se obtiene mediante este proceso, resultando interesante poder mejorar el procedimiento gracias al uso de redes neuronales. Otra posibilidad de mejora sería intentar ampliar los horizontes temporales de manera que se pueda saber la energía que se va a generar con una mayor antelación o estudiar como varían las predicciones en función del efecto que la temperatura produce en la generación fotovoltaica.

# Capítulo 6

## Bibliografía y Referencias

- [1] <https://es.statista.com/estadisticas/493962/dependencia-de-las-importaciones-de-energia-de-espana/#:~:text=Dependencia%20de%20Espa%C3%B1a%20de%20las%20importaciones%20de%20energ%C3%ADa%202006%2D2019&text=En%20el%20a%C3%B1o%202019%2C%20el,partes%20de%20la%20energ%C3%ADa%20consumida.>
- [2] <https://www.energias-renovables.com/panorama/las-renovables-han-producido-en-2021-en-20220104.>
- [3] <https://www.hibridosyelectricos.com/articulo/sector/energia-solar-eolica-toma-rumbo-instalacion-energia-electrica-nivel-mundial/20200906163507037918.html.>
- [4] [https://www.irena.org/-/media/Files/IRENA/Agency/Publication/2019/Nov/IRENA\\_Future\\_of\\_Solar\\_PV\\_summary\\_2019\\_ES.pdf?la=en&hash=DE82F7DC53286F720D8E534A2142C2B8D510FB0B#:~:text=Para%20ello%20es%20preciso%20multiplicar,a%20los%20niveles%20de%202018.](https://www.irena.org/-/media/Files/IRENA/Agency/Publication/2019/Nov/IRENA_Future_of_Solar_PV_summary_2019_ES.pdf?la=en&hash=DE82F7DC53286F720D8E534A2142C2B8D510FB0B#:~:text=Para%20ello%20es%20preciso%20multiplicar,a%20los%20niveles%20de%202018.)
- [5] <https://climate.selectra.com/es/que-es/energia-solar.>
- [6] [https://sveasolar.com/es/blog/tipos-de-energia-solar/.](https://sveasolar.com/es/blog/tipos-de-energia-solar/)
- [7] <https://www.iberdrola.com/conocenos/lineas-negocio/proyectos-emblematicos/planta-fotovoltaica-nunez-de-balboa.>
- [8] <https://climate.selectra.com/es/que-es/energia-solar.>
- [9] <https://solar-energia.net/energia-solar-fotovoltaica/efecto-fotovoltaico.>
- [10] <https://autosolar.es/blog/aspectos-tecnicos/efecto-fotovoltaico.>
- [11] Jesús María Mirapeix Serrano. Apuntes de la asignatura ‘Energía y Telecomunicaciones’. 2022.
- [12] <https://www.energias-renovables.com/fotovoltaica/el-39-de-la-potencia-instalada-en-20210723.>

- [13] <https://www.energias-renovables.com/fotovoltaica/el-39-de-la-potencia-instalada-en-20210723>.
- [14] <https://www.energias-renovables.com/fotovoltaica/la-solar-fotovoltaica-bate-record-del-mundo-20210505>.
- [15] [https://www.irena.org/-/media/Files/IRENA/Agency/Publication/2019/Nov/IRENA\\_Future\\_of\\_Solar\\_PV\\_summary\\_2019\\_ES.pdf?la=en&hash=DE82F7DC53286F720D8E534A2142C2B8D510FB0B](https://www.irena.org/-/media/Files/IRENA/Agency/Publication/2019/Nov/IRENA_Future_of_Solar_PV_summary_2019_ES.pdf?la=en&hash=DE82F7DC53286F720D8E534A2142C2B8D510FB0B).
- [16] <https://aleasoft.com/es/energia-solar-fotovoltaica-espanna-inicios-objetivos-2030/>.
- [17] <https://dle.rae.es/predecir>.
- [18] <https://www.companias-de-luz.com/noticias/como-funciona-el-mercado-electrico-espanol/#:~:text=El%20mercado%20mayorista%20de%20electricidad,compra%20la%20energ%C3%ADa%20m%C3%A1s%20barata>.
- [19] <https://www.sfe-solar.com/noticias/articulos/radiacion-solar/>.
- [20] <https://solar-energia.net/que-es-energia-solar/radiacion-solar/irradiacion-solar>.
- [21] <https://www.helioesfera.com/horas-de-sol-pico-que-es-y-para-que-sirve/>
- [22] Fabara, C.; Maldonado, D.; Soria, M.; Tovar, A.; (2019). "Predicción de la Generación para un Sistema Fotovoltaico mediante la aplicación de técnicas de Minería de Datos". Revista Técnica "energía". No. 16, Issue I, Pp. 64-72.
- [23] <https://www.xeridia.com/blog/redes-neuronales-artificiales-que-son-y-como-se-entrenan-parte-i>.
- [24] Larrañaga, P.; Inza, P.; Moujahid, A.; "Tema 8. Redes Neuronales". Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial Universidad del País Vasco–Euskal Herriko Unibertsitatea.
- [25] F. R. Paler, "Predicción mediante redes neuronales de la producción de energía de un parque fotovoltaico," Tesis de fin de grado, Departamento de Electrónica y Telecomunicaciones, Universidad de Alcalá, 2017.
- [26] [https://advancedtech.wordpress.com/2007/08/31/elementos-basicos-de-una-30\]red-neuronal-artificial/#:~:text=Los%20pesos%20son%20coeficientes%20que,de%20una%20conexi%C3%B3n%20de%20entrada](https://advancedtech.wordpress.com/2007/08/31/elementos-basicos-de-una-30]red-neuronal-artificial/#:~:text=Los%20pesos%20son%20coeficientes%20que,de%20una%20conexi%C3%B3n%20de%20entrada).

- [27] <https://www.iberdrola.com/innovacion/machine-learning-aprendizaje-automatico>.
- [28] Sharma, N.; Sharma, P.; Irwin, D.; Shenoy, P.; "Predicting Solar Generation from Weather Forecasts Using Machine Learning". Department of Computer Science, University of Massachusetts Amherst.
- [29] <https://www.analyticslane.com/2021/12/17/regresion-de-vectores-de-soporte-svr-support-vector-regression/>.
- [30] López Gordillo J. "Predicción de radiación solar a corto plazo mediante imágenes de cielo y visión por computador", Trabajo de fin de grado, Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Sevilla, 2018.
- [31] <https://programmerclick.com/article/2752729027/>.
- [32] [https://es.wikipedia.org/wiki/M%C3%A9todo\\_Lucas%E2%80%93Kanade](https://es.wikipedia.org/wiki/M%C3%A9todo_Lucas%E2%80%93Kanade).
- [33] <https://caiser.wordpress.com/2007/11/02/blanco-y-negro-un-inciso-sobre-el-rgb/>
- [34] [https://re.jrc.ec.europa.eu/pvg\\_tools/en/](https://re.jrc.ec.europa.eu/pvg_tools/en/)
- [35] [https://www.cmsaf.eu/EN/Overview/Overview\\_node.html](https://www.cmsaf.eu/EN/Overview/Overview_node.html)
- [36] <http://www.aemet.es/es/portada>
- [37] <https://monitoring.solaredge.com/solaredge-web/p/login>
- [38] <https://adratek.com/adratek-avisos-legales/>
- [39] [https://monitoringpublic.solaredge.com/solaredge-web/p/site/public?name=JCRC&locale=es\\_ES#/dashboard](https://monitoringpublic.solaredge.com/solaredge-web/p/site/public?name=JCRC&locale=es_ES#/dashboard)
- [40] <https://www.meteogetafe.com/>
- [41] [https://www.aemet.es/documentos/es/serviciosclimaticos/vigilancia\\_clima/radiacion\\_ozono/radiacion\\_solar/2021/InformeRad\\_Solar\\_2021\\_05.pdf](https://www.aemet.es/documentos/es/serviciosclimaticos/vigilancia_clima/radiacion_ozono/radiacion_solar/2021/InformeRad_Solar_2021_05.pdf)
- [42] [https://monitoringpublic.solaredge.com/solaredge-web/p/site/public?name=El%20Hembro&locale=es\\_ES#/dashboard](https://monitoringpublic.solaredge.com/solaredge-web/p/site/public?name=El%20Hembro&locale=es_ES#/dashboard)
- [43] <https://meteo365.es/livecams/benalmadena.php>
- [44] [https://www.aemet.es/documentos/es/serviciosclimaticos/vigilancia\\_clima/radiacion\\_ozono/radiacion\\_solar/2021/InformeRad\\_Solar\\_2021\\_06.pdf](https://www.aemet.es/documentos/es/serviciosclimaticos/vigilancia_clima/radiacion_ozono/radiacion_solar/2021/InformeRad_Solar_2021_06.pdf)