



UNIVERSIDAD DE JAÉN

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR DE JAÉN
DPTO. INGENIERÍA ELECTRÓNICA Y AUTOMÁTICA

TESIS DOCTORAL

•

**ESTUDIO Y MODELADO DE LAS
PERDIDAS POR SUCIEDAD EN
SISTEMAS FOTOVOLTAICOS
MEDIANTE EL USO DE PARÁMETROS
AMBIENTALES**

AUTOR:

João Gabriel Bessa dos Reis de Freitas

DIRECTORES:

DR. EDUARDO FERNÁNDEZ FERNÁNDEZ

DR. LEONARDO MICHELI

JAÉN, JULIO 2023



UNIVERSIDAD DE JAÉN

HIGH POLYTECHNIC SCHOOL OF JAEN
ELECTRONIC AND AUTOMATION ENGINEERING DPT.

PhD THESIS

•

**STUDY AND MODELING OF PHOTOVOLTAIC
SOILING LOSSES USING ENVIRONMENTAL
PARAMETERS**

AUTHOR:

João Gabriel Bessa dos Reis de Freitas

SUPERVISORS:

DR. EDUARDO FERNÁNDEZ FERNÁNDEZ

DR. LEONARDO MICHELI

JAÉN, JULY 2023



Universidad de Jaén

TESIS DOCTORAL

**ESTUDIO Y MODELADO DE LAS PERDIDAS POR SUCIEDAD EN
SISTEMAS FOTOVOLTAICOS MEDIANTE EL USO DE PARÁMETROS
AMBIENTALES**

AUTOR

JOÃO GABRIEL BESSA DOS REIS DE FREITAS

DIRECTORES

DR. EDUARDO FERNÁNDEZ FERNÁNDEZ

DR. LEONARDO MICHELI

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA Y AUTOMÁTICA

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR DE JAÉN

JAÉN, JULY DE 2023

UNIVERSIDAD DE JAÉN
ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR DE JAÉN

TESIS DOCTORAL

La memoria titulada: “Estudio y modelado de las pérdidas por suciedad en sistemas fotovoltaicos mediante el uso de parámetros ambientales”, presentada por João Gabriel Bessa dos Reis de Freitas, aspirante al título de Doctor en “Energías Renovables” ha sido realizada dentro del Departamento de Ingeniería Electrónica y Automática de la Universidad de Jaén, bajo la dirección del Dr. Eduardo Fernández Fernández y el Dr. Leonardo Micheli.

Jaén, julio 2023

El doctorando

Fdo. João Gabriel Bessa dos Reis de Freitas

Los directores de la Tesis

Fdo. Dr. Eduardo Fernández Fernández

Fdo. Dr. Leonardo Micheli



Universidad de Jaén

TESIS DOCTORAL

ESTUDIO Y MODELADO DE LAS PERDIDAS POR SUCIEDAD EN
SISTEMAS FOTOVOLTAICOS MEDIANTE EL USO DE PARÁMETROS
AMBIENTALES

TRIBUNAL EVALUADOR

Presidente: Dr.

Secretaria: Dra.

Vocal: Dr.

Suplente: Dr.

Suplente: Dr.

Jaén, julio de 2023

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, debo agradecer a Eduardo Fernández por proporcionar un ambiente de trabajo muy sano y favorable para la realización de esta Tesis Doctoral, por su incansable esfuerzo en la gestión de trámites y obstáculos burocráticos. Además, por su apoyo personal que fue más allá del soporte académico y laboral.

También agradezco a Leonardo Micheli por todo el conocimiento que me ha transmitido desde el principio, por su paciencia y sabiduría al conducirme en el comienzo de mi carrera investigadora.

Agradezco a mis compañeros del grupo de investigación AdPVTech, que han contribuido para que el proceso de realización de la Tesis fuera más llevadero y agradable.

Agradezco a Matthew Muller y todo el personal de NREL por compartir su pasión por la ciencia durante mi estancia en EEUU.

Agradezco a mi familia de España, que siempre ha sido el soporte para un brasileño que está tan lejos de su casa. Obrigado Fernanda, Facundo, Henrique, Fábio, Erica, Andressa, Wendell, Luiza, Pilar, Cristina, Estefania.

Obrigado Mãe e Ita, por siempre estar ahí y mandarme energías positivas, permitiéndome conquistar el mundo y darles mucho orgullo.

RESUMEN

La matriz energética mundial utiliza ampliamente combustibles fósiles, a pesar de los problemas ambientales y sociales asociados con su uso. La Organización de las Naciones Unidas (ONU) y la Unión Europea (UE) están comprometidas con la promoción de soluciones energéticas sostenibles, incluyendo el aumento de la participación de las energías renovables. Dentro de estas, destaca el papel dominante de la energía solar fotovoltaica (FV) en la generación de electricidad, debido a su competitividad en costes y a la continua disminución de su precio. Es de suma importancia llevar a cabo una gestión adecuada de los activos de energía solar FV, con el fin de reducir riesgos, maximizar la vida útil y minimizar los costes no planificados. En este contexto, los proveedores de servicios de gestión de activos desempeñan un papel crucial al supervisar y controlar las actividades técnicas y comerciales, mediante la monitorización y análisis de indicadores clave de rendimiento.

La presente Tesis Doctoral se centra en abordar los problemas relacionados con el ensuciamiento, conocido como soiling, en sistemas fotovoltaicos. El soiling es un fenómeno que reduce la generación de energía fotovoltaica al depositarse suciedad en la superficie de los módulos solares, y representa uno de los desafíos en la gestión de activos renovables. Este fenómeno varía según la región y la configuración del sistema, presentando variabilidades temporales y espaciales. Además, puede causar pérdidas significativas tanto en el rendimiento energético como en el económico. En este sentido, se destaca la necesidad de implementar estrategias de mitigación adecuadas con el objetivo de maximizar el rendimiento de las instalaciones fotovoltaicas y reducir los costes asociados con la limpieza.

Como principales resultados, se han identificado las soluciones actuales para la monitorización y extracción de pérdidas causadas por el soiling, incluyendo la construcción y validación experimental de laboratorios dedicados al análisis del soiling. Además, se ha realizado una comparación de los diferentes métodos de monitorización y extracción de soiling, centrándose especialmente en los métodos de modelado basados en parámetros ambientales. Asimismo, se han identificado posibles mejoras en los métodos existentes de extracción de soiling, prestando especial atención a los parámetros ambientales y a los eventos estacionales que pueden afectar al soiling, como el polen. Por último, se ha perseguido la aplicación práctica de los métodos actuales de extracción de soiling a través de la transferencia de conocimiento.

ABSTRACT

The world's energy matrix makes extensive use of fossil fuels, despite the environmental and social problems associated with their use. The United Nations (UN) and the European Union (EU) are committed to promoting sustainable energy solutions, including increasing the share of renewable energies. Among these, the dominant role of solar photovoltaic (PV) energy in electricity generation stands out, due to its cost competitiveness and continuously decreasing price. Proper management of solar PV assets is of utmost importance in order to reduce risks, maximise lifetime and minimise unplanned outages. In this context, asset management service providers play a crucial role in monitoring and controlling technical and commercial activities by monitoring and analysing key performance indicators.

This PhD Thesis focuses on addressing the problems related to soiling, in photovoltaic systems. Soiling is a phenomenon that reduces PV power generation by depositing dirt on the surface of solar modules, and represents one of the challenges in renewable asset management. This phenomenon varies by region and system configuration, with temporal and spatial variability. Moreover, it can cause significant losses in both energy and economic performance. In this sense, it highlights the need to implement appropriate mitigation strategies in order to maximise the performance of PV installations and reduce the costs associated with cleaning.

As main results, current solutions for monitoring and extraction of soiling losses have been identified, including the construction and experimental validation of laboratories dedicated to soiling analysis. In addition, a comparison of different methods for monitoring and extraction of soiling has been carried out, with a special focus on modelling methods based on environmental parameters. Possible improvements of existing soiling extraction methods have been identified, paying special attention to environmental parameters and seasonal events that may affect soiling, such as pollen. Finally, the practical application of current soiling extraction methods has been pursued through knowledge transfer.

ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE DE FIGURAS	2
ÍNDICE DE TABLAS	4
LISTA DE ACRÓNIMOS	5
LISTA DE SÍMBOLOS	7
Parte 1: Memoria	8
Introducción	9
Justificación, Hipótesis y Objetivos	21
Resultados	27
3.1. Conexión entre las publicaciones y los objetivos específicos de la Tesis.....	27
Conclusiones y Líneas Futuras de Investigación	57
Conclusions and future research lines	60
Bibliografía	62
Parte 2: Compendio	69
Publicaciones	69
Comunicaciones a congresos	69
Otras Publicaciones relacionadas con la Tesis	70
Actividades de transferencia del conocimiento	71

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Porcentaje de las fuentes de energías en la generación mundial de electricidad de 1971-2021[7].	10
Figura 2 Coste de la generación de energía solar en comparación con las fuentes convencionales en 2021[6].	11
Figura 3 Impulsores de los servicios de gestión de activos[9].	11
Figura 4 Absorción, reflexión y dispersión debido al soiling en la superficie de un módulo fotovoltaico[12].	13
Figura 5 Descripción de las estrategias de monitorización y mitigación del soiling.	14
Figura 6 Diferentes equipos para monitorización de soiling. A) Configuración típica de una estación de soiling. B) Sensor de óptico de soiling Mars, cortesía de Bil Stueve.C) Sensor óptico de soiling DustIQ instalado en Marruecos, cortesía de Mark Korevaar.	16
Figura 7 Metodología para el uso de modelos de predicción y análisis exploratorio para la detección de soiling.	16
Figura 8 Diagrama de bloques del algoritmo FRP.	17
Figura 9 Diagrama de bloques del algoritmo SRR.	18
Figura 10 Diagrama de bloques representativo para los modelos de estimación mediante el uso de parámetros ambientales.	19
Figura 11 Estructura fija montada en la terraza del CEACTEMA destinada a estudios de soiling.	28
Figura 12 Perfil de soiling (eje izquierdo) y datos diarios de lluvia y material particulado (eje derecho)	29
Figura 13 Datos experimentales de cobertura de área frente a los valores de transmitancia relativa indicados en [12], [43]–[45], [47], [48].	30
Figura 14 (a) Perfiles de soiling modelizados con el método FRP para tres combinaciones de umbrales de limpieza (0 o 1 mm/día) y de periodos de gracia (0 o 7 días). (b) Perfiles de soiling modelizados con SRR (en naranja claro). El perfil de soiling medio se muestra en rojo. Las líneas verticales grises representan las fechas de limpieza detectadas. (c) Soiling Ratio medio medida (línea vertical negra), media de los perfiles FRP (líneas verticales cian, morada y verde), soiling ratio medio del perfil SRR mediano (línea vertical roja) y distribución de soiling ratio medios de los perfiles de soiling generados por SRR (barras naranjas). A diferencia de la versión original, en este caso no se ha tenido en cuenta la ponderación de la irradiancia en el SRR.	32
Figura 15 Análisis del mercado de sensores de suciedad basado en diferentes escenarios de crecimiento de la capacidad fotovoltaica y densidad de sensores. Las tres líneas muestran el número de sensores necesarios al año. Las barras representan la capacidad fotovoltaica adicional instalada al año según las previsiones de [76].	34
Figura 16 Rango de costes de monitorización permitidos por sensor (en euros/sensor) en función de la reducción de la tasa de suciedad y de la parte de los costes de mitigación destinada a la monitorización. Datos calculados a partir de los costes de mitigación máximos permitidos que figuran en [15] y suponiendo una eficiencia del módulo FV del 18,1%, ciclos de limpieza óptimos, precios de compra de energía de 0,03 €/kWh, un periodo de amortización de 10 años y una tasa de descuento del 5%.	35
Figura 17 Errores en el modelado de soiling dependiendo de método de estimación y la fuente de datos del material particulado.	37

Figura 18 Perfiles de soiling modelados utilizando como umbral de limpieza 0.3 mm/día y el perfil de soiling extraído de la estación de soiling instalada en el CEACTEMA.	39
Figura 19 R-cuadrado ajustado y el RMSE para los distintos modelos y sus correlaciones con los distintos umbrales de limpieza.	40
Figura 20 Imágenes de microscopio electrónico de barrido de partículas de polen de : (izquierda) Quercus y (derecha) Pinus Strobus(pino)[93].	42
Figura 21 Métricas de rendimiento y concentraciones de polen en el emplazamiento A. Representados el roble(oak) y el ciprés(cypress), el enebro(juniper) y el cedro(cedar), que son los principales tipos de polen durante la estación primaveral.	44
Figura 22 Mejora del rendimiento gracias a la limpieza manual realizada en el sitio B.	45
Figura 23 Gráfico superior : Métricas de rendimiento en gris y periodos de suciedad en naranja identificados por SRR para el sitio A. La línea discontinua roja representa la limpieza manual. Las líneas negras discontinuas representan el incremento del rendimiento debido a la limpieza manual para el emplazamiento A. Gráfico inferior: Perfil de soiling modelado utilizando 5 mm/día como umbral de limpieza por FRP para el sitio A.	46
Figura 24 Evolución de las estrategias basadas en datos destinadas al pronóstico y análisis más avanzados para reducir los costes operativos. Adaptado de [105].	48
Figura 25 Metodología para la solución integrada de BigER que está basada en el Numero de Prioridad de Costes.	51

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Marcos políticos relacionados con la presente tesis.....	23
Tabla 2 Resumen de los distintos umbrales de limpieza utilizados en la bibliografía. Las condiciones climáticas proceden de la clasificación climática de Köppen-Geiger [53].	31
Tabla 3 Plantas FV en el estudio	43
Tabla 4 Paquetes de trabajo del proyecto BigER	52

LISTA DE ACRÓNIMOS

ONU: Organización de las Naciones Unidas

ODS: Objetivos de Desarrollo Sostenible

FV: Fotovoltaico

LCOE: Coste Nivelado de la electricidad

O&M: Operación y Mantenimiento

KPI: *Key Performance Indicator*

PR: *Performance Ratio*

FRP: *Fixed Rate Precipitation*

SRR: *Stochastic Rate and Recovery*

PM: Material Particulada

AOD: Profundidad Óptica de los aerosoles

SCADA: Sistema de Adquisición de Datos

DSS: Sistemas de apoyo a la toma de decisiones

IEA: *International Energy Agency*

PVPS: *Photovoltaic Power Systems Programme*

PVPMC: *PV Performance Modelling Collaborative*

SNL: *Sandia National Laboratories*

PVQAT: *PV Quality Assurance Task*

NREL: *National Renewable Energy Laboratory*

CEACTEMA: CEAC Tierra, Energía y Medio Ambiente

OSM: *Optical Soiling Measurement*

DOE: Departamento de Energía

VPN: Valor Presente Neto

EPA: *Environmental Protection Agency*

BC: Carbón negro

BC: Carbón orgánico

HR: Humedad relativa

CT: Umbral de limpieza

PYME: Pequeña y Mediana Empresa

RCM: *Reliability Centered Maintenance*

PHM: *Prognosis & Health Monitoring*

LISTA DE SÍMBOLOS

r_s : Soiling Ratio

PM_{10} : Materia particulada con diámetro menor que 10 micrones

$PM_{2.5}$: Materia particulada con diámetro menor que 2.5 micrones

$v_{10-2.5}$: velocidad de deposición para partículas de diámetro entre 10 y 2.5 micrones

$v_{2.5}$: velocidad de deposición para partículas de diámetro menor que 2.5 micrones

t : tiempo en segundos

θ : Angulo de inclinación

ω : masa total acumulada

N_D : número de días

CF : Factor de conversión

$\Delta\tau / PM_F$: transmitancia por unidad de masa depositada

PM_F : masa total de PM en un periodo de tiempo

$PM_{F,i}$: masa total del componente i

$E_{abs,i}$: eficiencia de absorción del componente i

$E_{scat,i}$: eficiencia de dispersión del componente i

β_i : fracción de dispersión de PM

F_d : suma cumulativa de $PM_{2.5}$

C_d : suma cumulativa de $PM_{10-2.5}$

Parte 1: Memoria

1

Introducción

En términos generales, la matriz energética mundial está compuesta por los recursos de combustibles fósiles, la energía nuclear y la energía renovable. Los combustibles fósiles han sido la principal fuente de energía en los países desarrollados y en desarrollo, y a pesar de los numerosos estudios que han identificado los problemas asociados con su uso, todavía son ampliamente utilizados[1]. El uso de combustibles fósiles es responsable de problemas ambientales como la contaminación del aire y el calentamiento global, así como efectos sociales negativos relacionados con la salud y la calidad de vida de las personas[2]. La distribución desigual de los combustibles fósiles también plantea preocupaciones sobre la seguridad energética, lo que aumenta la necesidad de buscar nuevas soluciones para reducir su impacto negativo. La inestabilidad del mercado y los precios es otra desventaja del uso de combustibles fósiles, además de ser un recurso no renovable, lo que plantea preocupaciones sobre su agotamiento y disponibilidad para las generaciones futuras.

La Organización de las Naciones Unidas (ONU) ha acordado 17 Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) para abordar los desafíos ambientales, incluyendo el cambio climático[3]. En línea con esto, la Unión Europea (UE) ha desarrollado un conjunto de iniciativas políticas para fomentar un sistema de energía confiable, sostenible y competitivo basado en energías renovables. Un objetivo clave de la UE es producir alrededor del 40% de energía renovable para el año 2030[4] y alcanzar la neutralidad de carbono para el año 2050[5]. Recientemente, con el objetivo de reducir la dependencia de los combustibles fósiles de Rusia, la Comisión Europea ha lanzado el plan REPowerEU¹, donde establece alcanzar el 45% de energía renovable[4]. Aunque se han implementado políticas y se han otorgado incentivos a la energía renovable en todo el mundo, aún hay un desafío en la creación de sistemas de energía sostenibles. En todo el mundo, la producción de energía renovable representó el 28,3% del total generado, Figura 1, mientras que las fuentes no renovables aún dominaron con un 71,7%[6].

¹ https://commission.europa.eu/strategy-and-policy/priorities-2019-2024/european-green-deal/repower-eu-affordable-secure-and-sustainable-energy-europe_es

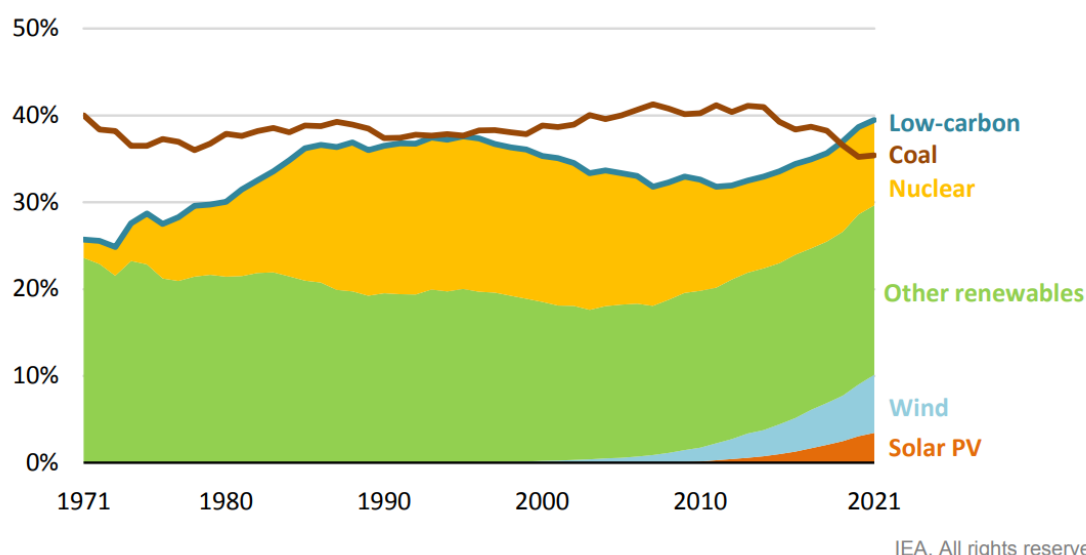


Figura 1 Porcentaje de las fuentes de energías en la generación mundial de electricidad de 1971-2021[7].

La energía solar fotovoltaica (FV) es una tecnología renovable capaz de convertir directamente la radiación solar en electricidad. Además, puede suministrar grandes cantidades de electricidad a bajo coste, de manera ambientalmente y socialmente sostenible, tanto a nivel global como europeo. Durante los últimos años, la energía solar FV se ha posicionado como líder entre las fuentes de generación de energía instaladas en todo el mundo. De los más de 300 GW de nueva capacidad de generación de energía renovable agregados en 2021, la energía solar fotovoltaica obtuvo el 56% de participación, conectando a la red un total de 167,8 GW[6]. El mercado de la energía solar tiene un enorme potencial y su competitividad en costes está mejorando constantemente. Esto significa que la tecnología solar puede lograr una mayor participación en el mercado y liderar la transición mundial hacia una energía más sostenible. El éxito de la energía solar frente a otras tecnologías se debe a muchos factores, pero sobre todo a su marcada tendencia a la disminución de costes en la última década, lo que la ha posicionado como líder a nivel mundial[6]. Para seguir reduciendo el coste de esta tecnología y aumentar los beneficios, la industria solar busca constantemente formas de maximizar las eficiencias y minimizar las pérdidas y los costes asociados al proceso de producción de energía.

Durante varios años, la energía solar FV ha sido más barata que la generación de energía mediante combustibles fósiles y energía nuclear, y ahora en muchas regiones del mundo también es más barata que la energía eólica. Desde 2009, el coste de la generación de energía solar ha disminuido en un 90% [6]. Actualmente, el precio de la energía FV a escala comercial es más bajo que cualquier nueva fuente de generación de energía convencional (Figura 2). El LCOE (por sus siglas en inglés de Levelized Cost Of Energy) proporciona una estimación del coste por unidad de electricidad generada a lo largo de la vida útil de un proyecto, teniendo en cuenta los costes de inversión, mantenimiento, y otros gastos asociados[8]. En ciertas regiones, la competitividad de costes de la energía solar con almacenamiento es indiscutible en comparación con las turbinas de gas utilizadas para cubrir los picos de demanda. Cada vez más países en todo el mundo están estableciendo subastas de renovables híbridas, que combinan varias fuentes

renovables y almacenamiento en baterías para proporcionar una solución flexible a sus necesidades energéticas.

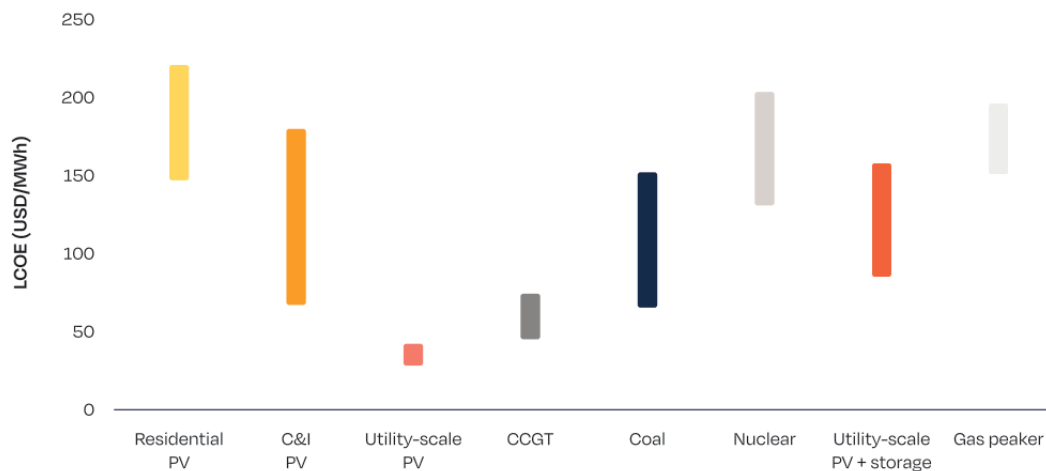


Figura 2 Coste de la generación de energía solar en comparación con las fuentes convencionales en 2021[6].

Dentro del sector de infraestructura de energía renovable, los activos más comunes son unidades generadoras de energía provenientes de diversas fuentes, como la energía eólica, solar fotovoltaica, solar térmica y la hidroeléctrica. La gestión adecuada de los activos fotovoltaicos ayuda a reducir los riesgos de fallos en los equipos, extender la vida útil de los mismos y minimizar los cortes no planificados. Asimismo, la gestión de activos se refiere a cualquier sistema en el que se mantienen y monitorean los activos de valor para una entidad, como puede ser las plantas solares FV[9]. Los gestores de activos proporcionan diversos servicios a los propietarios de activos, inversores y financiadores. Estos servicios pueden ser técnicos, financieros y contractuales, y deben ser multidisciplinarios para lograr los mejores resultados de rendimiento.

La interacción con los proveedores de servicios de operación y mantenimiento (O&M) es crítica para garantizar el cumplimiento de las obligaciones contractuales por ambas partes y el mantenimiento adecuado de la planta para aumentar su rendimiento. Los proveedores de servicios de gestión de activos deben trabajar en cuatro pilares fundamentales para lograr el objetivo final de aumentar la rentabilidad: monitoreo y análisis, informe y comunicación, gestión y optimización, Figura 3.



Figura 3 Impulsores de los servicios de gestión de activos[9].

El monitoreo y análisis se enfocan en los indicadores clave de rendimiento, KPI (por sus siglas en inglés, *Key Performance Indicator*), los datos de inspección y el análisis de alarmas para identificar problemas específicos de la planta de generación renovable o de la cartera desde un punto de vista técnico, comercial y contractual[9], [10]. La generación de informes adaptados y oportunos es importante para mantener informados a los principales interesados y en control de sus activos. La gestión se enfoca en la resolución de problemas de fallas técnicas y reclamos comerciales, mientras que la optimización se enfoca en mejoras técnicas y financieras, incluyendo licitaciones y refinanciamientos.

La gestión de activos renovables es fundamental para el ciclo de vida de una planta de energía solar FV, y los administradores de activos pueden estar involucrados en todas las fases, desde el desarrollo hasta la construcción y operación, y hasta el desmantelamiento y disposición final. Si bien los proveedores de servicios de operación y mantenimiento se encargan del funcionamiento técnico de la planta FV, los administradores de activos son responsables de la gestión comercial y financiera de la inversión en energía renovable, así como de la supervisión y control de las actividades técnicas. Los administradores de activos necesitan una plataforma de gestión especializada para almacenar, administrar y analizar datos técnicos y no técnicos relacionados con los activos. Esta plataforma permite a la industria FV adoptar un enfoque de gestión centrado en el activo y basado en la información, superando desafíos clave como la pérdida de generación, la pérdida de tiempo operativo de los equipos/personal y la falta de transparencia. A diferencia del enfoque tradicional, donde la información se transmite de forma limitada, esta plataforma permite un análisis más profundo de los datos recopilados[9].

Dentro de las buenas prácticas de las tareas de O&M, la gestión técnica de los activos renovables, abarca actividades de apoyo para garantizar el mejor funcionamiento de una planta FV, es decir, maximizar la producción de energía, minimizar las pérdidas y reducir costes. Hay distintos indicadores cualitativos, KPIs, para reportar y controlar la gestión de O&M, como los KPIs típicos de una planta FV (rendimiento de referencia, rendimiento específico, performance ratio, disponibilidad), los KPIs del proveedor de servicios de O&M (tiempo de intervención, respuesta y resolución) y aquellos asociados a los equipos (pérdidas de energía del inversor, tiempo entre fallos, pérdidas por soiling)[10].

La búsqueda de soluciones integradas basadas en algoritmos avanzados, que permitan combinar las técnicas de análisis de rendimiento con las de gestión de activos, está directamente relacionada con los temas abordados en esta Tesis Doctoral. Estas soluciones integradas tienen como objetivo optimizar la gestión de los activos, principalmente mediante el aumento de su disponibilidad y la reducción de los costes de operación y mantenimiento.

El rendimiento fotovoltaico se ve constantemente afectado por factores ambientales externos, que pueden disminuir la generación de energía. Uno de estos factores es el proceso conocido como *Soiling*, por el que la suciedad, el polvo y los contaminantes orgánicos/inorgánicos se depositan en la superficie de un módulo fotovoltaico[11]. La suciedad absorbe, refleja y dispersa parte de la radiación (Figura 3), reduciendo la intensidad de la luz que llega a la célula fotovoltaica y, por tanto, su conversión en electricidad[12]. Las regiones con irradiancias elevadas y más propensas a la energía fotovoltaica suelen ser zonas áridas con un riesgo también elevado de ensuciamiento. Esto puede deberse a altas concentraciones de partículas en el aire, tormentas de polvo ocasionales y/o precipitaciones limitadas[13], [14]. A

diferencia de otras pérdidas fotovoltaicas, el soiling es reversible, ya que puede eliminarse artificial o naturalmente. Además, las estrategias de mitigación adecuadas pueden reducir la velocidad a la que se deposita la suciedad (por ejemplo, mediante capas anti suciedad) y, en algunos casos, limitar sus efectos sobre el rendimiento eléctrico fotovoltaico (por ejemplo, mediante un diseño optimizado del módulo)[15]. El abordaje adecuado del soiling permite maximizar el rendimiento energético, reducir el LCOE, aumentar los beneficios y minimizar los costes de limpieza y los riesgos financieros de la inversión fotovoltaica.

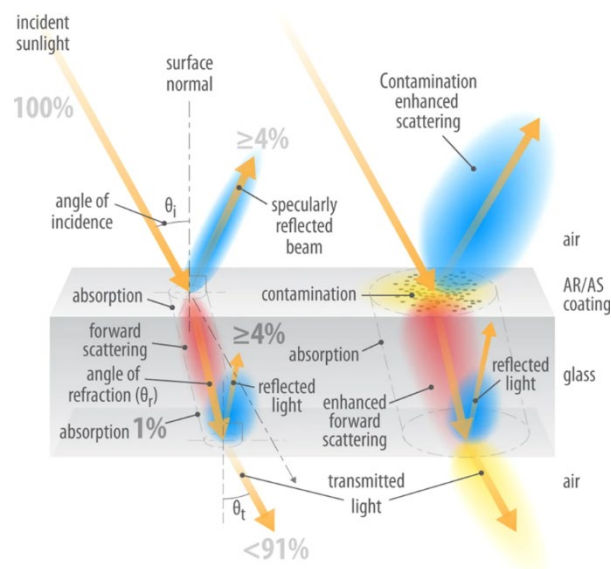


Figura 4 Absorción, reflexión y dispersión debido al soiling en la superficie de un módulo fotovoltaico[12]

Un análisis técnico y económico de soiling en los 22 países con mayor capacidad fotovoltaica indicó que en 2023, las pérdidas de rendimiento energético debido a este problema podrían representar entre el 4% y el 7% del total mundial, lo que se traduciría en una pérdida de ingresos de hasta 7 billones de euros a nivel global[15]. Además de la expansión de la capacidad fotovoltaica, que aumentará las pérdidas económicas en términos absolutos, existen otros factores que se espera que aumenten el impacto del soiling en el futuro. Estos incluyen la creciente implementación de energía fotovoltaica en regiones con altos niveles de recurso solar y ensuciamiento, así como la disminución del precio de la electricidad, lo que hace que la mitigación de la suciedad sea menos atractiva económicamente si el costo de reducirlo no disminuye.

Una estrategia optimizada de mitigación de la suciedad tiene múltiples ventajas. En primer lugar, aumenta los ingresos de los propietarios de sistemas fotovoltaicos, ya que incrementa la producción de energía con costes adicionales limitados. En segundo lugar, la energía adicional producida aumenta los factores de capacidad fotovoltaica, lo que aumenta el porcentaje de energía suministrada por la energía fotovoltaica sin necesidad de implementar nuevos sistemas FV. Por último, los márgenes económicos más altos atraen más inversiones y favorecen la instalación de nueva capacidad fotovoltaica, aumentando aún más la contribución de la energía a los mercados energéticos locales, nacionales y globales. Sin embargo, a pesar de su impacto

global, el soiling es un fenómeno específico de cada área con variaciones temporales y espaciales, por lo tanto, debe ser abordado localmente.

Basándose en este principio, la estrategia de mitigación de soiling debe ser planificada de acuerdo a las características del sistema (por ejemplo, diseño del módulo FV, ángulo y orientación, configuración de seguimiento, etc.), de la ubicación (por ejemplo, condiciones climáticas y ambientales, estacionalidad, etc.), y de la suciedad (por ejemplo, propiedades específicas del polvo/partículas). Esta complejidad y variabilidad intrínsecas del *soiling* hacen que la monitorización constante sea una actividad esencial para optimizar la mitigación del soiling, Figura 4. Además de la variabilidad del *soiling*, debe tenerse en cuenta que también la variabilidad del precio de la electricidad, los costes operativos y laborales, la tasa de descuento y los impuestos pueden afectar la rentabilidad de la mitigación del *soiling*.

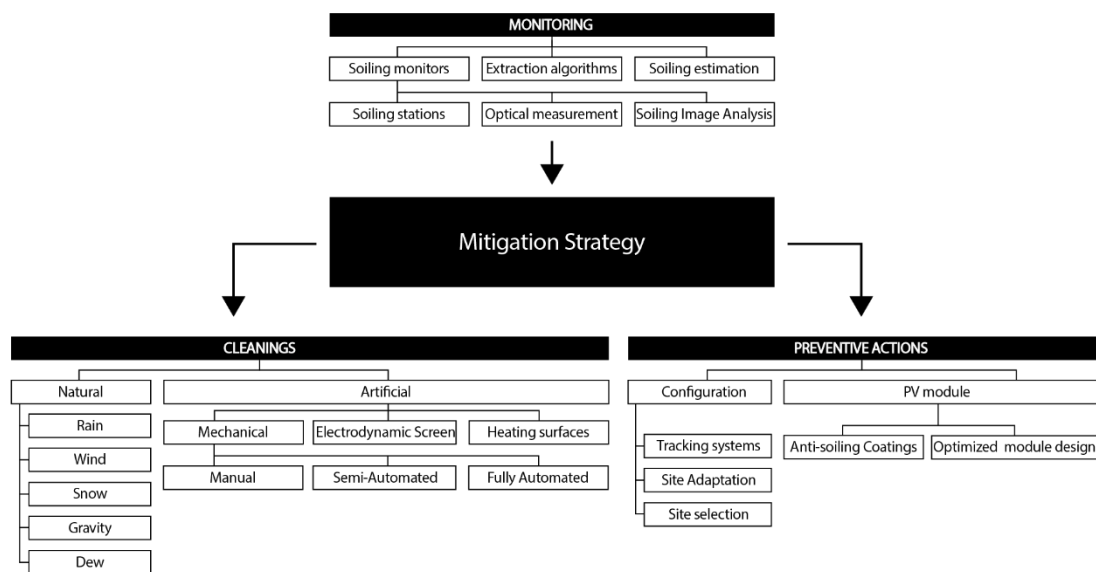


Figura 5 Descripción de las estrategias de monitorización y mitigación del soiling.

La norma IEC 61724-1[16] es la guía para la monitorización de sistemas FV y en ella se define el llamado *Soiling Ratio* (r_s) que es una de las métricas más comunes utilizadas para cuantificar la cantidad de suciedad depositada en los módulos FV. El r_s es calculado por la relación entre la salida eléctrica del generador FV en condiciones de suciedad y la salida eléctrica esperada si este estuviera limpio y libre de suciedad. Se expresa como:

$$r_s = \frac{Z_{\text{sucio}}}{Z_{\text{limpio}}}$$

Donde Z es la salida eléctrica que puede ser tanto potencia como corriente. La salida eléctrica en condiciones de suciedad se indica mediante el subíndice 'sucio', la cual se mide mediante un sensor ubicado en el exterior o directamente desde el módulo FV monitorizado. Por otro lado, la salida eléctrica en condiciones limpias se indica mediante el subíndice 'limpio', la cual se mide mediante un dispositivo de referencia limpio o se estima mediante modelos estándar de rendimiento fotovoltaico[17]. Es importante que las mediciones y/o estimaciones de las salidas eléctricas se realicen en el mismo momento y en las mismas condiciones, y que se

corrijan en función de los valores de radiación y temperatura registrados. La presencia de suciedad en los módulos FV reduce el r_s desde su valor de 1, que indica ausencia de suciedad y pérdida del 0%, hasta alcanzar un valor de 0 cuando la suciedad impide que toda la luz solar alcance la célula, lo que resulta en una pérdida del 100%.

Otro parámetro ampliamente utilizado es el *Soiling Rate*, lo cual describe la velocidad diaria a la que disminuye el *Soiling Ratio*. Es una medida de la pendiente del perfil de *soiling* durante un período específico y se expresa en %/día. Debido a que el *Soiling Ratio* disminuye a medida que se acumula más suciedad, el *Soiling Rate* se reporta convencionalmente con valores negativos.

El valor de las pérdidas instantáneas en los módulos FV varía dependiendo del parámetro eléctrico utilizado en la ecuación del r_s , que puede ser la corriente de cortocircuito o la potencia, debido a la distribución no uniforme de la suciedad en la superficie del módulo. Las acumulaciones de suciedad pueden presentarse en los bordes, ondulaciones o manchas irregulares, lo que puede provocar pérdidas desiguales de corriente y potencia, incluso puntos calientes que dañen las células de forma permanente. La distribución no uniforme de la suciedad en el rendimiento del módulo FV varía según su arquitectura y sobre todo con la configuración de los diodos de *bypass*.

El método más preciso para cuantificar *soiling* es a través de la medición de una curva I-V, ya que proporciona información directa sobre la intensidad de las pérdidas y la presencia de ensuciamiento no uniforme. Sin embargo, la medición continua o al menos regular de múltiples módulos puede ser irrealista, costosa y estar expuesta a grandes errores si los sensores de irradiación no están limpios. Por estas razones, hay distintas soluciones continuas y automáticas para la monitorización del *soiling*, con el objetivo de reducir al mínimo el requisito de mano de obra humana y el coste. En la actualidad, al menos tres categorías de productos diferentes está definidas para monitorear *soiling* en campo: estaciones de *soiling*, sensores ópticos de *soiling* y sensores de análisis de imagen.

La primera clase de sensores mide directamente el efecto de *soiling* sobre las pérdidas eléctricas de los sistemas FV. Actualmente, las estaciones de *soiling* son las soluciones comerciales más comunes para monitorización. Consisten en al menos dos dispositivos FV, uno de los cuales se deja ensuciar naturalmente, mientras que el otro se limpia manual o automáticamente. La segunda clase, en cambio, estima las pérdidas midiendo las propiedades ópticas del *soiling*. A fin de reducir los costes y aumentar la confiabilidad de la monitorización del *soiling*, se han desarrollado tales sensores que están disponibles en el mercado. Por lo general, están diseñados para no necesitar agua ni limpieza, para requerir poco o ningún mantenimiento y para no tener partes móviles. En la Figura 6 se puede apreciar diferentes tipos de sensores de la primera y segunda clase. La tercera tiene como objetivo cuantificar la superficie de los módulos FV sucios a través de métodos de análisis de imagen aérea. Esta clase emergente de sensores, todavía en fase de investigación, utilizan análisis de imagen. Tales sensores son diferentes de los sensores ópticos, ya que están diseñados para funcionar mediante el análisis de fotografías aéreas de los módulos FV. Por lo tanto, no miden directamente las pérdidas eléctricas, no utilizan muestras de vidrios y no miden las propiedades ópticas del *soiling*. En su lugar, identifican el área de la superficie de los módulos FV cubiertos por suciedad.

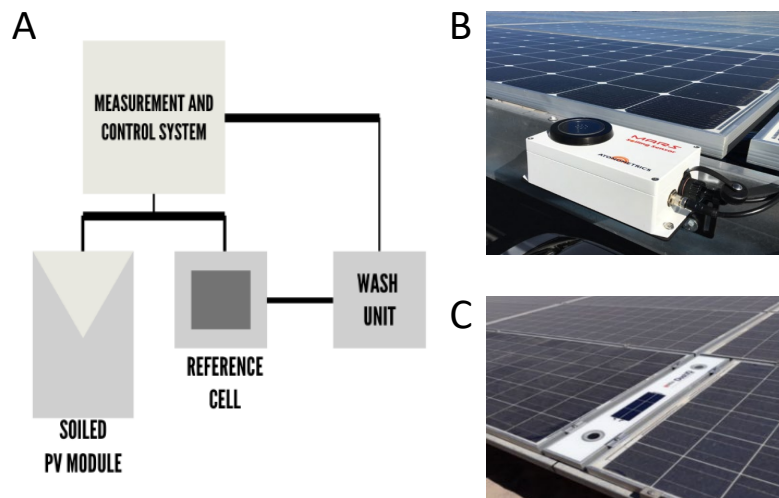


Figura 6 Diferentes equipos para monitorización de soiling. A) Configuración típica de una estación de soiling. B) Sensor de óptico de soiling Mars, cortesía de Bil Stueve. C) Sensor óptico de soiling DustIQ instalado en Marruecos, cortesía de Mark Korevaar.

Los algoritmos de extracción del *soiling* son métodos alternativos a la instalación de monitorización que se pueden utilizar para detectar el efecto del *soiling* en el rendimiento de sistemas FV. En estos casos, los propios módulos FV se convierten en detectores. Hasta ahora, se han utilizado para el análisis de datos históricos, pero se pueden adaptar para monitorizar también las pérdidas y niveles de suciedad actuales.

El análisis del rendimiento de un sistema FV se realiza en los datos de producción medidos en los diferentes inversores de una gran planta o al nivel topológico disponible (string box, strings, zonas, etc.). Además, se supone que se miden datos meteorológicos, como la radiación global inclinada, la temperatura ambiente, la intensidad de lluvia y la velocidad del viento en el sitio mediante equipos específicos. Además, la temperatura del módulo FV se puede considerar si está disponible. La ratio de rendimiento (Performance Ratio – PR) se calcula como la relación entre la potencia medida y la potencia esperada. Esta última se estima a partir de la radiación aplicando correcciones de temperatura, espectrales y angulares. También se aplican filtros de valores atípicos: filtros de radiación, filtros de valores normalizados y filtro de temperatura. Adicionalmente, se aplican filtros de datos susceptibles de verse afectados por el clipping (recorte del inversor), Figura 7. Para la generación del perfil del *soiling*, los algoritmos de extracción hacen uso de modelos de predicción y análisis exploratorio.

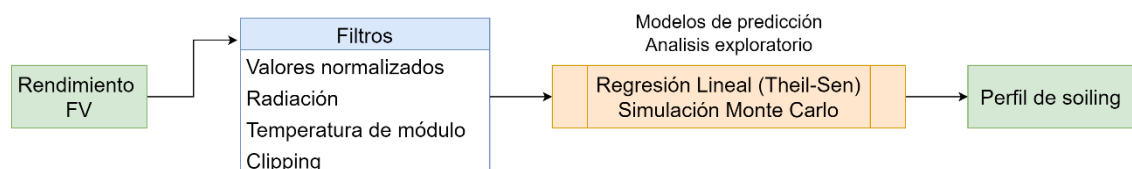


Figura 7 Metodología para el uso de modelos de predicción y análisis exploratorio para la detección de soiling.

Al menos dos modelos de extracción de soiling se han presentado en la literatura y se denotan aquí de acuerdo con la nomenclatura utilizada por FRP (Fixed Rate Precipitation)[18] y SRR (Stochastic Rate and Recovery)[19].

El modelo FRP, se aplica una tasa de ensuciamiento(*Soiling Rate*) fija, determinada a partir de la reducción del rendimiento durante el periodo seco más largo, o cualquier periodo seco para generar un perfil de *soiling*, Figura 8. Los periodos secos se definen según un umbral de limpieza (CT) predeterminado (es decir, la cantidad de lluvia que restaura el rendimiento del sistema FV a una condición limpia). Este modelo requiere como entrada datos de rendimiento, radiación y lluvia.

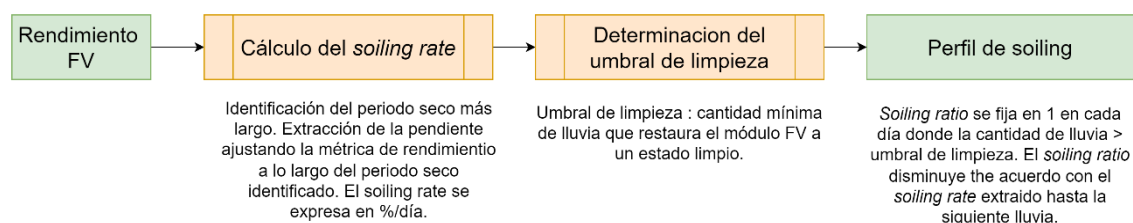


Figura 8 Diagrama de bloques del algoritmo FRP.

El modelo SRR utiliza una simulación Monte Carlo para estimar de manera estocástica los niveles de *soiling* entre los eventos de limpieza y generar posibles perfiles de *soiling*, Figura 9. Este método no requiere datos meteorológicos, ya que las limpiezas se identifican en función de los cambios en el rendimiento, identificados como cambios positivos estadísticamente significativos en la mediana móvil del índice de rendimiento. Si el proceso de ensuciamiento se comporta como se espera según este método, el conocimiento de los eventos de limpieza, naturales o artificiales, no es necesario. Se han informado varios umbrales de limpieza total y/o parcial en la literatura[11].

Como se mencionó anteriormente, los efectos del *soiling* en una planta FV son causados y pueden ser afectados por diversos factores, tales como las condiciones ambientales, las características del sitio y la configuración del sistema. La cantidad y tipo de suciedad acumulada en los módulos FV puede variar ampliamente según estos factores, lo que hace que sea importante entender las correlaciones entre la suciedad y los parámetros ambientales para poder estimar las pérdidas sin necesidad de contar con detectores y análisis de rendimiento en tiempo real.

Un aspecto relevante es que, por lo general, las series de datos de parámetros ambientales derivados de estaciones en tierra y/o satélites suelen estar disponibles para más ubicaciones y abarcar periodos de tiempo más largos que las series de datos de sistemas FV. Esto significa que, al conocer las correlaciones entre la suciedad y los parámetros ambientales, es posible estimar con anticipación las pérdidas de suciedad durante las fases de diseño, evaluación de costes y selección de sitio de cualquier nueva instalación FV. Esta información puede ser valiosa para optimizar la ubicación y diseño de las plantas solares, así como para tomar decisiones informadas en la planificación y gestión de operaciones y mantenimiento.

Las investigaciones en este campo se han enfocado en dos direcciones principales. Por un lado, se han realizado estudios para estimar las pérdidas promedio/anualizadas del *soiling* en diferentes ubicaciones, con el objetivo de clasificarlas según la gravedad del ensuciamiento experimentado durante periodos a largo plazo, generalmente uno o más años. Los resultados

de estos estudios pueden utilizarse para evaluar el impacto de la suciedad en el rendimiento anual de las plantas FV y para crear mapas de suciedad que ayuden en la toma de decisiones en la fase de diseño y selección de ubicación. Por otro lado, se han llevado a cabo investigaciones para predecir el perfil diario del *soiling* a través de la correlación entre la suciedad y los parámetros ambientales. Estos estudios buscan identificar las fechas de eventos de limpieza y estimar las tasas de suciedad en diferentes momentos del día. Esta información puede ser valiosa para planificar estrategias de limpieza y mantenimiento, así como para entender los patrones de ensuciamiento a lo largo del tiempo y ajustar las operaciones de la planta en consecuencia.

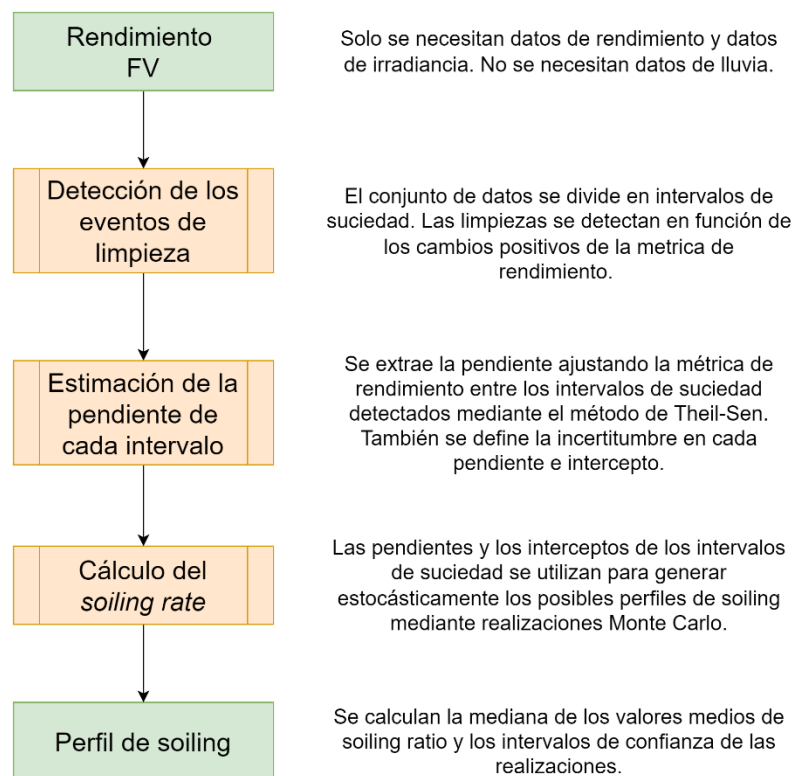


Figura 9 Diagrama de bloques del algoritmo SRR.

Se identificaron los principales predictores de la suciedad mediante la investigación de las pérdidas por *soiling* en varios sitios en Estados Unidos durante diferentes periodos de tiempo[20], [21]. Se analizaron más de 100 variables y se encontró que la materia particulada (PM) y ciertos parámetros de precipitación tenían correlaciones lineales significativas con las métricas de *soiling*. Además, la forma en que se obtuvieron y procesaron los datos de concentración de materia particulada también tuvo un impacto significativo en la estimación[20]. Mientras que las mediciones terrestres mostraron una correlación más fuerte con la suciedad, las concentraciones obtenidas por satélite tuvieron correlaciones más bajas debido a la distribución vertical no uniforme de aerosoles en ciertas regiones[22]. Sin embargo, otro estudio informó de una correlación lineal entre las estimaciones anuales de la profundidad óptica de los aerosoles(AOD) y los *soiling rate* en seis ubicaciones en Chile[23].

La predicción de la suciedad a corto plazo es más difícil debido a la variabilidad de los parámetros ambientales. Un perfil diario de *soiling* se puede aproximar como una onda en forma de diente de sierra con períodos de acumulación alternados con eventos de limpieza, y cada parámetro ambiental puede afectar la acumulación o eliminación de la suciedad. Los procesos de remoción/limpieza son principalmente debidos a los eventos de lluvia, el método de limpieza natural más común o por actividades realizadas por el equipo de O&M. Los periodos de acumulación, en los cuales las perdidas por *soiling* aumentan, son resultado de una compleja interacción entre varios parámetros ambientales. Estos parámetros incluyen la materia particulada, la temperatura ambiente, la humedad relativa (HR), la velocidad del viento y la lluvia. Cada parámetro ambiental puede tener un efecto en la acumulación (variando el *Soiling Rate* del perfil de *soiling*) o en la remoción/limpieza (causando una recuperación del *Soiling Ratio*), o en ambos procesos. Distintos autores estudiaron las correlaciones entre los parámetros ambientales y las perdidas por *soiling*[24]–[27].

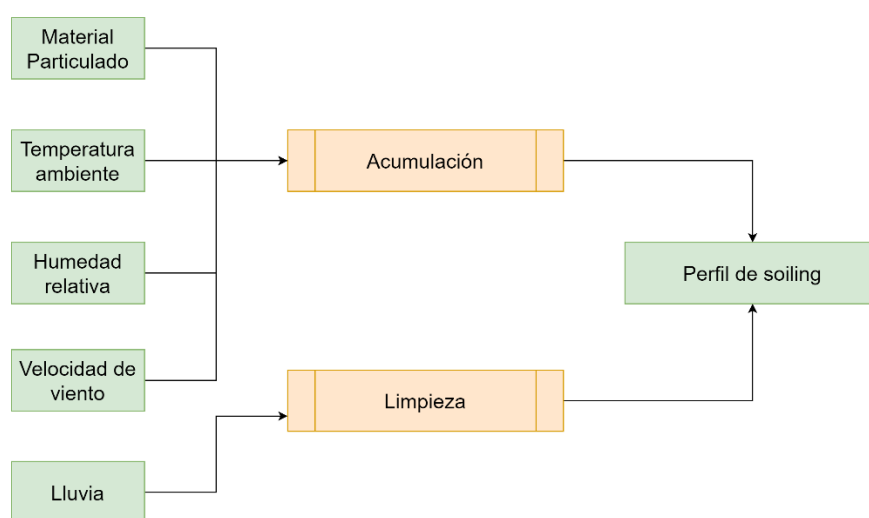


Figura 10 Diagrama de bloques representativo para los modelos de estimación mediante el uso de parámetros ambientales.

Como se ha señalado previamente, hay distintas herramientas para estimar y cuantificar las pérdidas por *soiling*, siendo las estaciones de suciedad la solución más común. Sin embargo, con el fin de mitigar algunas desventajas de estas herramientas, como es el alto coste de la mano de obra humana y el mantenimiento, especialmente en ubicaciones remotas, investigaciones previas[27]–[30] han propuesto modelos de estimación basados en la variabilidad y la interacción de los parámetros ambientales, así como las características del sitio y la configuración del sistema. Las características específicas de tales modelos de estimación serán detalladas en los resultados del objetivo 2 de esta Tesis Doctoral. En la Figura 10 se muestra la metodología genérica seguida por los modelos de estimación.

Como también se ha mencionado anteriormente, existen distintos modelos de estimación de pérdidas por *soiling* basados en parámetros ambientales, pero los estudios comparativos todavía son escasos. Muchos de estos modelos se desarrollaron utilizando datos de un solo sitio o de algunos sitios, lo que resalta la necesidad de compararlos entre sí para mejorar su aplicabilidad global. Esta Tesis Doctoral trata de dar solución no solo a la falta de estudios

comparativos de los modelos estimación, sino también analizar los modelos robustos de extracción, FRP y SRR, identificando posibles mejoras y enfocando en su aplicabilidad global.

2

Justificación, Hipótesis y Objetivos

La creciente adopción de sistemas fotovoltaicos, desde instalaciones a escala comercial hasta residenciales, ha transformado el panorama energético de muchos países, en los cuales la FV representa ya más del 8% de la generación de electricidad en algunas regiones[6]. Como la potencia instalada sigue creciendo, es crucial que el sector fotovoltaico garantice una generación fiable y a largo plazo de teravatios-hora (TWh) de electricidad. Esto requiere una mejora continua del rendimiento y la fiabilidad, impulsada por la introducción de nuevas tecnologías y diseños de sistemas fotovoltaicos, y la captación de las tendencias de innovación a través de soluciones y servicios actualizados en el mercado o en desarrollo.

La monitorización, la supervisión y el diagnóstico desempeñan un papel fundamental en el mantenimiento del rendimiento y la salud de los sistemas FV. Las herramientas avanzadas de monitorización del rendimiento fotovoltaico y diagnóstico de fallos ofrecen cuantificación y clasificación de fallos a nivel de cadena/inversor mediante software, así como análisis de datos sobre índices de suciedad y degradación. Además, también existen herramientas de control y adquisición de datos (SCADA) adaptadas a las plantas fotovoltaicas a escala comercial[31]. Sin embargo, las necesidades de monitorización y diagnóstico de los sistemas fotovoltaicos a gran escala son complejas y exigentes, y el método actual de análisis manual de las subestaciones, los inversores, los strings y las cajas de conexiones requiere mucho tiempo y puede no ser eficaz para detectar pérdidas de energía y bajo rendimiento.

Como se ha indicado en la introducción, el *soiling* es uno de los factores ambientales que afectan directamente al rendimiento y al estado de salud de los sistemas FV. Existen varios modelos para estimar las pérdidas por suciedad a partir de parámetros ambientales, pero se necesitan análisis comparativos. La mayoría de estos modelos se desarrollan a partir de datos de emplazamientos únicos o limitados, lo que dificulta su aplicabilidad global. Por lo tanto, es esencial seguir investigando y comparando los distintos modelos para mejorar su precisión y fiabilidad. Además, la complejidad intrínseca y la dependencia del lugar dificultan la precisión y aplicabilidad de los métodos de cuantificación. De hecho, en la actualidad existen pocos estudios comparativos, como Pelland et al.[32], donde realizaron una comparación entre dos modelos de estimación y los valores de *Soiling Rate* publicados en la literatura, modelando sólo las pérdidas medias por *soiling* sin un análisis del perfil por completo, que es esencial para la optimización de la limpieza.

La estimación del *soiling* permite controlar las pérdidas por suciedad sin necesidad de detectores ni datos de rendimiento. Si la aplicabilidad se amplía a las plantas solares en desarrollo, esta herramienta puede mejorar las estimaciones de pérdidas fotovoltaicas en la fase de construcción, en la que no se dispone de datos eléctricos históricos.

Las series temporales históricas de parámetros ambientales, como la irradiancia, velocidad de viento, humedad relativa y la temperatura, están ampliamente disponibles y pueden utilizarse eficazmente para estimar las pérdidas por suciedad de cualquier emplazamiento, incluso si no se dispone de datos fotovoltaicos. Algunas soluciones de monitorización requieren costes de adquisición e instalación, mientras que otras pueden aplicarse sin coste alguno, utilizando datos obtenidos por satélite o cálculos de coeficientes de rendimiento. Ampliar la aplicabilidad de la estimación de la suciedad a las plantas fotovoltaicas en fase de desarrollo, en las que no se dispone de datos históricos eléctricos, puede mejorar significativamente las estimaciones de pérdidas fotovoltaicas durante la fase de construcción.

Es necesario seguir investigando para identificar otros factores predictivos de *soiling*, como la presencia de un marco en el módulo o el ángulo de inclinación, y tener en cuenta fenómenos estacionales como las tormentas de polvo y el polen. Sin embargo, la disponibilidad de series temporales históricas de parámetros ambientales y la posibilidad de soluciones de monitorización gratuitas o de bajo coste hacen que la estimación de la suciedad sea una herramienta valiosa para mejorar el rendimiento y la fiabilidad de los sistemas fotovoltaicos. Aprovechando estas herramientas, y actualizando y redefiniendo continuamente las soluciones y los servicios, el sector fotovoltaico puede garantizar que los sistemas fotovoltaicos puedan generar TWh de electricidad de forma fiable a lo largo de una vida útil prolongada, contribuyendo al crecimiento continuo de la energía fotovoltaica como fuente significativa de energía renovable en el cambiante panorama energético.

Los sistemas de monitorización son esenciales para evaluar el rendimiento de las instalaciones fotovoltaicas, ya sea a través del inversor o de sistemas de adquisición propios. Sin embargo, la mayoría de los sistemas de monitorización existentes ofrecen una visión simplista del rendimiento y del PR, y las herramientas más sofisticadas solo pueden alertar en el caso de comportamientos anormales. Además, los contratistas de O&M que ofrecen diagnósticos en línea se limitan a la detección de fallos, sin poder clasificarlos, lo que resulta en una menor disponibilidad y un mantenimiento no optimizado.

En el campo de la investigación, la industria fotovoltaica enfrenta desafíos en la demostración de la eficacia de las plataformas de sistemas de apoyo a la toma de decisiones (DSS) capaces de generar recomendaciones específicas para optimizar las actividades de O&M. Esto ha llevado a la creación de varias iniciativas internacionales, como el International Energy Agency (IEA) Photovoltaic Power Systems Programme (PVPS) Task 13, el PV Performance Modelling Collaborative (PVPMC) facilitado por el Sandia National Laboratories (SNL) o el PV Quality Assurance Task (PVQAT) liderado por el National Renewable Energy Laboratory (NREL), que se centran en la monitorización avanzada, la gestión de activos de generación renovable, la modelización de sistemas fotovoltaicos, el rendimiento y la fiabilidad fotovoltaica, y la optimización de las acciones de O&M.

Desde el punto de vista de la industria, SolarPower Europe tiene un grupo de trabajo específico centrado en la O&M, que recientemente ha publicado la 5ª versión de las directrices de mejores prácticas de O&M[10]. Mejorar la rentabilidad de las plantas y optimizar de las acciones de O&M de las instalaciones fotovoltaicas es un reto constante que está presente también en las prioridades europeas de investigación. En el ámbito nacional, iniciativas en el marco del Plan de Recuperación, Transformación y Resiliencia como el apoyo a las Agrupaciones Empresariales Innovadoras y a los proyectos de I + D + i en líneas estratégicas, tienen como objetivo fomentar la cooperación entre empresas y agentes de I+D, aumentar la transferencia del conocimiento y brindar respuestas a desafíos dentro de prioridades temáticas, donde se incluyen las energías renovables.

Para justificar la coherencia de la Tesis Doctoral con las estrategias europeas y nacionales en políticas industriales y de I + D + i, en la Tabla 1 se indican algunos de los marcos políticos a los que la presente tesis pretende dar respuesta.

Tabla 1 Marcos políticos relacionados con la presente tesis.

Marcos	Objetivos	Contribución de la Tesis
Programa Marco 2021-2027 [33]	Impulsar la innovación, digitalización y transformación económica, así como el apoyo a las Pymes para lograr una Europa más inteligente. Aplicar el Acuerdo de París, invertir en transición energética, energías renovables y luchar contra el cambio climático para lograr una Europa más ecológica y libre de carbono.	Transferencia del conocimiento mediante a proyectos de investigación industrial relacionados con la energía renovable, donde participan la Universidad de Jaén, PYMES y Grandes empresas.
Agenda 2030[34]	Objetivo 7: Garantizar el acceso a una energía asequible, fiable, sostenible y moderna para todos.	Análisis de rendimiento, mejora de la eficiencia y reducción de costes de producción de energía solar fotovoltaica.
EU Green Deal[5]	Suministro de energía limpia, asequible y segura. Reducción de las emisiones netas de gases de efecto invernadero.	Análisis de rendimiento, mejora de la eficiencia y reducción de costes de producción de energía solar fotovoltaica.
European Set Plan PV[35]	Mejora de la vida útil, calidad y sostenibilidad de las plantas FV. Mejora del rendimiento y confiabilidad	Aumento del rendimiento y la fiabilidad de los sistemas fotovoltaicos por el análisis de las pérdidas por soiling. Reducción de costes por la optimización de las tareas de O&M.

Programa Europa Digital[36]	Despliegue, mejor uso de las capacidades digitales e interoperabilidad en ámbitos como la asistencia sanitaria, la seguridad de los vehículos y la energía renovable.	Uso de algoritmos Big Data para análisis preventiva de fallos e ineficiencias en sistemas de generación renovable.
Agenda Digital para España[37]	Mejorar la competitividad del tejido productivo español y fomentar su crecimiento, la expansión internacional y la creación de empleo de calidad mediante un mejor aprovechamiento de las TIC. Desarrollo de la Economía Digital, así como impulsar el sistema de I+D+i en Tecnologías de la Información y la Comunicación.	Hiperconectividad y tratamiento digital de fuentes de información de alto volumen. Mejora continua de procesos utilizando técnicas de <i>machine learning</i> .
RIS 3 Andalucía[38]	Posicionar como líder a Andalucía en I+D+i en el desarrollo de energías renovables. Hacer crecer los índices de eficiencia en el uso de la energía. Crear una red inteligente de transporte y distribución de energía.	Transferencia del conocimiento mediante a proyectos de investigación industrial con socios de Andalucía pertenecientes a la industria de la energía renovable. Incentivación económica de sectores clave de la industria española. Aumento del rendimiento y la fiabilidad de los sistemas fotovoltaicos.

Cabe destacar la experiencia previa de los directores de esta tesis doctoral dentro de la rama de estudio del soiling en FV. El Dr. Eduardo Fernández, director y tutor de esta tesis, investigador Ramón y Cajal y miembro investigador del CEAC Tierra, Energía y Medio Ambiente (CEACTEMA), es experto en el modelado de sistemas fotovoltaicos utilizando condiciones de operación y parámetros atmosféricos reales. Se demuestra también experiencia y productividad científica en el área de la caracterización espectral de distintas tecnologías FV, aspecto que tiene influencia en el estudio, visto que el soiling tiene un comportamiento espectral. Por otro lado, el Dr. Leonardo Micheli, director de esta tesis fue miembro del CEAETEMA con una Marie Skłodowska-Curie Actions Individual Fellowship para el proyecto “NoSoilPV: Novel Soiling Identification Logics for Photovoltaics” es experto en el estudio de soiling, con numerosos análisis de este fenómeno[20], [39]–[42]. En el presente momento, el Dr. Leonardo Micheli es investigador Rita Levi Montalcini a la Sapienza Universidad de Roma (Italia).

En concreto, los problemas de investigación a los que el presente trabajo pretende dar respuesta pueden resumirse en los siguientes puntos:

1.- El Soiling es un fenómeno complejo específico de cada región y cada configuración de sistemas fotovoltaicos, con variabilidades temporales y espaciales.

2.-Los métodos de extracción de soiling mediante uso de parámetros ambientales no están validados en la mayoría de los casos en sitios distintos a los cuales han sido desarrollados.

3.- Los eventos estacionales, como pueden ser lluvias de polvo del desierto y deposición de polen en primavera, pueden causar comportamientos desacertados de los métodos de extracción y monitorización de soiling.

Los trabajos que se exponen en la presente Tesis Doctoral han partido de las siguientes hipótesis:

- Hipótesis 1: la modelización del rendimiento y fiabilidad de un sistema fotovoltaico es de particular importancia. Esto es debido a que las inversiones en plantas solares se basan en estudios realizados antes del funcionamiento de las mismas y dependen de la confianza que los inversores tengan en las predicciones de su comportamiento durante su vida útil.
- Hipótesis 2: El desarrollo de modelos robustos de análisis del *soiling* mediante parámetros ambientales también son utilizados como herramientas de monitorización, donde dan apoyo a los equipos de operación y mantenimiento, que, en este caso, pueden optimizar las tareas de limpieza, minimizando los costes de O&M y maximizando la producción de energía.

Los modelos de estimación pueden ser utilizados como herramientas de mitigación del soiling, visto que no hay ninguna alternativa clara que pueda ser aplicada para todos los tipos de configuración de plantas fotovoltaicas y ambiente. Por tanto, **el objetivo principal** de la Tesis Doctoral ha sido la **evaluación de los distintos parámetros ambientales que tienen correlación con los procesos de suciedad en sistemas fotovoltaicos y sus pérdidas asociadas, encontrando correlaciones y variaciones intrínsecas**. Además de la identificación de **mejoras** de los métodos actuales para **aumentar su robustez y fiabilidad**. Para alcanzar este objetivo general se han planteado los siguientes objetivos específicos:

1. Identificar las soluciones actuales para la monitorización y extracción de las pérdidas por suciedad, incluyendo la construcción y validación experimental de laboratorios para análisis de *soiling*.
2. Comparar los distintos métodos de monitorización y extracción del *soiling*, enfocando en los métodos de modelado mediante parámetros ambientales.
3. Identificar posibles mejoras en los métodos existentes de extracción de *soiling*, enfocando los parámetros ambientales y eventos estacionarios.
4. Demostrar la aplicación de los métodos actuales por medios de la transferencia del conocimiento.

En el siguiente capítulo se describirán las tareas realizadas con el fin de alcanzar cada uno de los objetivos específicos, así como el objetivo principal de esta Tesis.

3

Resultados

En esta sección se presentará un resumen de los resultados clave obtenidos, los cuales se han desarrollado con el fin de alcanzar los objetivos específicos propuestos en la presente Tesis Doctoral.

La Tesis Doctoral ha obtenido resultados relevantes que se han difundido en revistas indexadas y presentado en congresos internacionales. Cabe destacar también las actividades de transferencia del conocimiento en las que los resultados han sido expuestos en workshops y seminarios de diversos grupos de trabajo a nivel internacional. Además, los resultados de la Tesis han sido utilizados para la obtención de un proyecto relevante a nivel nacional dentro del Plan de Apoyo a Agrupaciones Empresariales Innovadoras.

3.1. Conexión entre las publicaciones y los objetivos específicos de la Tesis

3.1.1. Objetivo número 1:

El primer objetivo específico se define como *“Identificar las soluciones actuales para la monitorización y extracción de las pérdidas por suciedad, incluyendo la construcción y validación experimental de laboratorios para análisis de soiling”* y es abordado en la siguiente publicación:

1. Bessa, J.G., Micheli, L., Almonacid, F., Fernández, E.F., 2021. Monitoring Photovoltaic Soiling: Assessment, Challenges and Perspectives of Current and Potential Strategies. iScience 24, 102165. <https://doi.org/10.1016/j.isci.2021.102165>. Factor de impacto: 6.107 (2021), Q1.

Tras una exhaustiva revisión bibliográfica, esta publicación expone una visión general y un análisis completo de los enfoques, estrategias y técnicas actuales utilizados para monitorear y estimar las pérdidas por soiling en la energía solar fotovoltaica. Se incluyen no solo las técnicas de medición de *soiling* existentes, sino también los métodos de estimación que se basan en parámetros ambientales. Asimismo, se utilizan datos experimentales originales sobre *soiling* y rendimiento FV recopilados en el laboratorio experimental del CEAETEMA para comparar las diferentes técnicas de monitoreo y estimación. Además, se realiza una breve estimación del mercado de monitorización de *soiling* en la energía solar fotovoltaica.

La Tesis Doctoral utilizó datos experimentales provenientes de una instalación del CEACTEMA, la cual fue montada por el autor de la Tesis en el primer cuatrimestre del año 2019, Figura 11. La instalación consiste en dos módulos CIGS (Sheel Solar ST40), dos módulos CdTe (First Solar FS Series 3), un módulo Si (Luxor LM-200M) y una estación comercial de *soiling*, todos montados en una estructura fija con inclinación óptima de 30°. Uno de los módulos de cada par instalado en la estructura fija se limpia manualmente cada semana. La estación comercial de *soiling*, proporcionada por Atonometrics, cuenta con una célula FV de referencia que se limpia automáticamente cada mañana mediante un chorro de agua destilada de alta presión. El *soiling ratio* se calcula comparando la salida de la célula de referencia y la del módulo Si montado, siguiendo el procedimiento anteriormente descrito en capítulo de la introducción. Las curvas IV y las temperaturas de los módulos sucios y limpios se registran en intervalos de 5 minutos.



Figura 11 Estructura fija montada en la terraza del CEACTEMA destinada a estudios de *soiling*.

Los datos de *soiling ratio* diario mostrados en esta publicación han sido registrados entre marzo de 2019 y mayo de 2020. La estación de *soiling* produce dos series de datos de *soiling ratio*: una basada en la corriente de cortocircuito y otra basada en los datos de potencia máxima. Cabe destacar que los datos experimentales de *soiling ratio* utilizados en esta publicación se calculan utilizando la corriente de cortocircuito. Los datos de lluvia han sido medidos por una estación meteorológica, MTD 3000C de GEONICA, instalada en la misma terraza. Esta estación también registra la irradiancia normal directa, la velocidad del viento, la humedad relativa y la temperatura ambiente. Los datos diarios de lluvia se han obtenido sumando la lluvia acumulada en cada día. Además, también se han recogido datos de materia particulada que se cuantifica generalmente a través de los índices PM_{10} y $PM_{2.5}$, que expresan la densidad de partículas de diámetros respectivamente menores que 10 o 2,5 micrones suspendidas en 1 m³ de aire. La Junta de Andalucía pone a disposición los valores de concentración de PM_{10} registrados a intervalos de 10 minutos por un monitor ubicado en "Ronda del Valle", a menos de 1 km de la Universidad de Jaén. En este trabajo, estos datos de PM_{10} , disponibles hasta finales de mayo de 2020, se han promediado en valores diarios.

El perfil de *soiling* registrado durante el periodo de recopilación de datos se muestra en la Figura 12. Se ha utilizado un filtro de dos sigmas para eliminar valores atípicos. *Soiling* en Jaén es especialmente significativo en verano (pérdida de hasta el 7%), generalmente árido y caracterizado por largos periodos de sequía. Se registraron dos eventos de limpieza natural, uno parcial en junio y una recuperación completa a mediados de julio. Aunque este último se debe a un evento de lluvia, el primero probablemente se debe a las condiciones de alta velocidad del viento y humedad relativa registradas en los días en que ocurrió. Los datos faltantes de *soiling*

ratio se deben a los filtros utilizados, que elimina los días nublados (valores de irradiancia $<500 \text{ W/m}^2$), y a cierto sombreado inesperado ocurrido en diciembre.

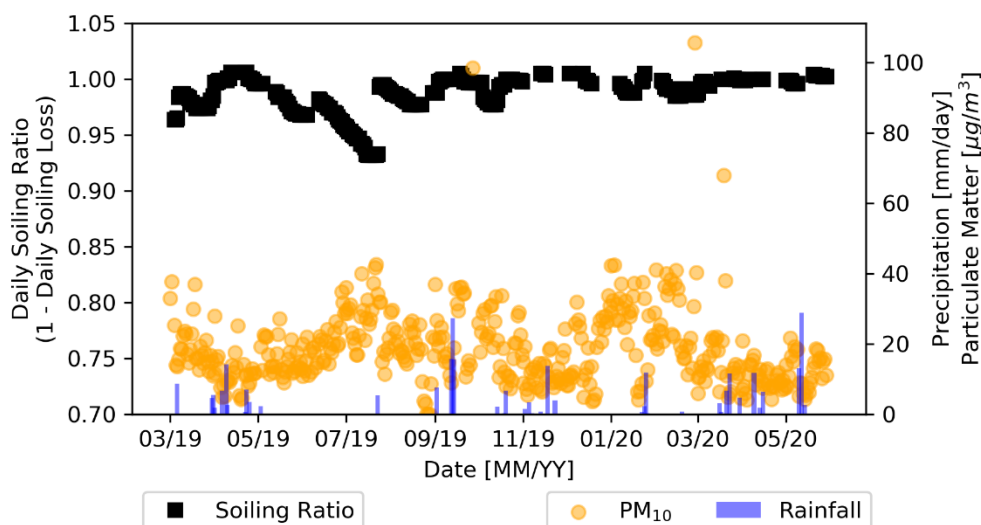


Figura 12 Perfil de soiling (eje izquierdo) y datos diarios de lluvia y material particulado (eje derecho)

Comenzando la discusión sobre las técnicas de monitoreo, es importante mencionar que las estaciones de *soiling* son ampliamente utilizadas para controlar la suciedad en los sistemas fotovoltaicos y son las soluciones comerciales más comunes, pero no eliminan la necesidad de limpieza y mantenimiento periódicos, lo que puede ser costoso en lugares remotos. Además, las estaciones de *soiling* automáticas presentan algunos inconvenientes, como una limpieza imperfecta en condiciones de suciedad severa y problemas de fiabilidad con las piezas mecánicas.

Por otro lado, los OSM (OSM, por su sigla en inglés de *Optical Soiling Measurement*), como el DustIQ de Kipp&Zonen y el Mars Soiling Sensor de Atonometrics, se han desarrollado para reducir el coste y aumentar la fiabilidad de la monitorización de la suciedad. Estos sensores están diseñados para no necesitar agua ni limpieza, tener un mantenimiento limitado y no tener piezas móviles. Estos dos sistemas se están probando sobre en campo, y los resultados muestran buenas correlaciones entre las mediciones ópticas y las proporcionadas por las estaciones de soiling tradicionales. Se han aplicado técnicas de tratamiento de imágenes en diferentes soluciones OSM, como la medición de las tasas de deposición y resuspensión de la suciedad. Varios autores han informado de correlaciones lineales entre la cobertura de la superficie y las pérdidas de transmitancia, Figura 13 [12], [25], [43]–[47]. La pendiente de la correlación lineal no es la misma en los distintos estudios, pero la calidad de cada uno de ellos es alta, lo que convierte a los sensores OSM en una solución prometedora para controlar la suciedad en los sistemas fotovoltaicos.

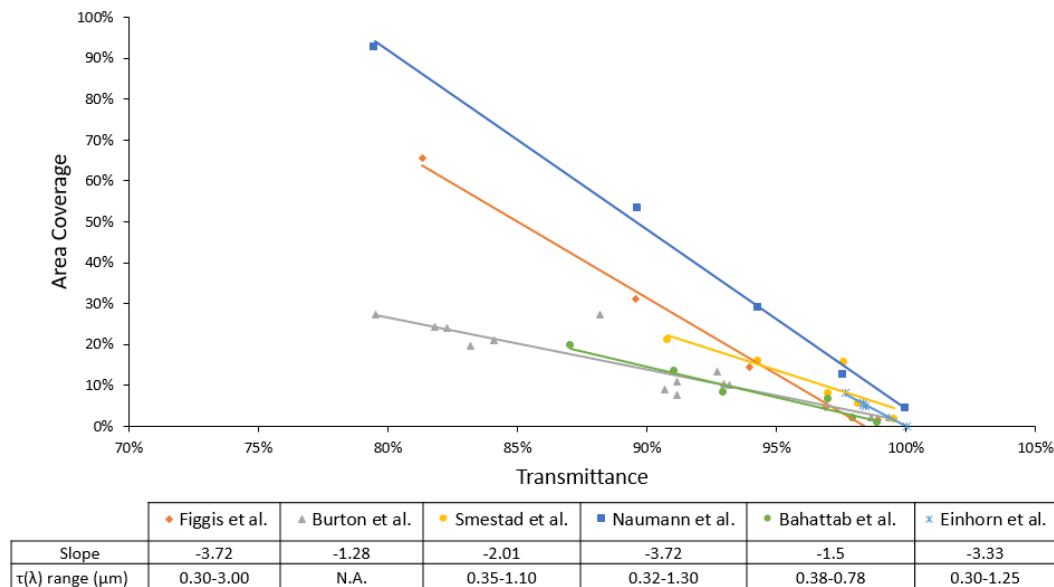


Figura 13 Datos experimentales de cobertura de área frente a los valores de transmitancia relativa indicados en [12], [43]–[45], [47], [48].

El sensor DUSST es un tipo de OSM que estima el *soiling ratio* midiendo la transmitancia de una luz monocromática a través de un vidrio naturalmente sucio[49], [50]. Este método mide directamente la pérdida en el componente transmitido de la luz, lo que lo hace diferente de otros sensores OSM. DUSST tiene una buena precisión en la estimación de las pérdidas de *soiling* de diversas tecnologías PV y puede medir las pérdidas de ensuciamiento con alta precisión[50]. Cabe resaltar que DUSST ha sido desarrollado por los directores de la presente Tesis Doctoral juntamente con el National Renewable Energy Laboratory de EEUU (NREL) y se está industrializando actualmente. De hecho, ya ha recibido fondos por encima del millón de euros del Departamento de Energía (DOE) de EEUU (<https://www.sbir.gov/node/1541715> - Fase I ref. 245689, Fase II ref 0000254206).

En la introducción se han descrito los dos modelos de extracción: FRP y SRR, los cuales representan técnicas alternativas al uso de sensores para cuantificar las pérdidas por *soiling*.

El modelo FRP aplica un valor de *soiling rate* fijo, medido a partir de la disminución de la potencia en el periodo más largo sin lluvia, para generar un perfil de *soiling* para cualquier periodo sin lluvia. Los eventos de lluvia se consideran válidos solo si registran acumulaciones diarias por encima de un umbral mínimo de limpieza predeterminado. Sin embargo, la existencia de "periodos de gracia" en los que no ocurre ninguna deposición de suciedad aún no se ha demostrado definitivamente en la literatura. Se han sugerido y utilizado diferentes umbrales de limpieza en la literatura, expresados como acumulación de lluvia por día o por hora, según los datos de lluvia disponibles. Estos valores van desde 1 mm/día hasta >5 mm/día o 8 mm/h, como se resume en la Tabla 2. El ensuciamiento no uniforme en las esquinas puede no ser eliminado por un evento de lluvia de 5 mm/día, según lo informado por Gostein et al. [51]. En este contexto, Javed et al. [52] propusieron un "índice de recuperación relativa de limpieza" para cuantificar la efectividad de la limpieza de un evento de lluvia. Los resultados de la extracción FRP pueden variar significativamente según los valores de entrada elegidos, especialmente el umbral de limpieza, y la fuente de datos de lluvia también puede afectar la extracción de ensuciamiento.

Tabla 2 Resumen de los distintos umbrales de limpieza utilizados en la bibliografía. Las condiciones climáticas proceden de la clasificación climática de Köppen-Geiger [53].

Umbral de limpieza	Notas	Condiciones climáticas	Referencia
5 mm/día		Clima tropical y subtropical desértico (Bwh)	[54]
1 mm/ día		Clima Mediterráneo (Csb)	[55]
4-5 mm/ día	Sistema de seguimiento	Clima oceánico templado (Cfb)	[56]
3.5 mm/ día	50% probabilidad de limpieza	Clima tropical y subtropical desértico (Bwh) / Clima mediterráneo estival cálido (Csa)	[57]
5 mm/ día		Clima tropical y subtropical desértico (Bwh)	[51]
1 mm/ día		Clima mediterráneo (Csb)	[58]
1 mm/ día		Múltiple localidades, principalmente Clima mediterráneo (Csb) / Clima mediterráneo cálido veraniego(Csa)	[59]
10 mm/ día 5mm/ día	80% de las partículas limpias para > 10mm/día 30% de las partículas limpias para < 5mm/día	Múltiple localidades, Clima subtropical húmedo (Cfa)/ Clima desértico tropical y subtropical (Bwk) / Clima mediterráneo (Csb)/ Clima mediterráneo cálido veraniego (Csa)	[29]
8 mm/hora	< 5 mm/hora no ha limpiado los módulos	Clima estepario y desértico de latitudes medias (Bsh)	[60]
2.54-7.62 mm/ día		Clima estepario tropical y subtropical (BSk)	[30]
2.2 mm/ día	50 % probabilidad de limpieza	Clima mediterráneo estival cálido (Csa)	[61]
5 mm/hora	< 1 mm/hora – sin limpieza > 5 mm/hora – totalmente limpio	Global	[62]
0.001 mm/hora and 1 mm/ día		Clima mediterráneo estival cálido (Csa)	[63]

El objetivo de desarrollar el modelo SRR era minimizar el número de elecciones arbitrarias que implica la extracción de datos de *soiling* y eliminar la dependencia de los registros meteorológicos y de limpieza. Este enfoque no necesita datos meteorológicos, ya que las limpiezas se identifican por cambios positivos en la métrica de rendimiento. El modelo calcula la mediana de la métrica de rendimiento y sigue cuatro pasos. En primer lugar, calcula las diferencias (Δ) entre los valores diarios del *soiling ratio* e identifica cualquier cambio positivo superior a $Q_3 + 1.5 \cdot \text{IQR}$ como una limpieza, donde Q_3 e IQR representan el tercer cuartil y el rango intercuartílico de todos los valores. En segundo lugar, se determina *soiling rate* de cada período dentro de dos eventos de limpieza consecutivos de acuerdo con la metodología presentada en Deceglie et al. [64]. En tercer lugar, se realiza una simulación Monte Carlo, generando aleatoriamente 1000 posibles perfiles de *soiling*. El *soiling rate* del primer día después de una limpieza se elige de una distribución seminormal para evitar suponer una recuperación completa del *soiling ratio*. En cuarto y último lugar, se calcula la mediana de los *soiling ratio* medios y los intervalos de confianza de los 1.000 perfiles. El modelo se validó con las mediciones de 11 estaciones de *soiling* en EE. UU. y obtuvo mejores resultados que el FRP [19]. Los autores han puesto a disposición una versión en Python en GitHub [65].

En la Figura 14 se muestran los perfiles obtenidos mediante los dos métodos mencionados anteriormente a partir de los datos de corriente de cortocircuito medidos por la estación de *soiling* en Jaén. Se probaron diferentes combinaciones de umbrales de limpieza y períodos de gracia para el método FRP (Figura 14a). En la Figura 14b, se pueden ver las fechas de limpieza determinadas automáticamente (líneas verticales grises) y los 1000 perfiles de *soiling* generados por el método SRR (líneas naranjas). Cabe destacar que el método SRR detecta la limpieza parcial que ocurrió entre mayo y julio de 2019, que no se debió a la lluvia y, por lo tanto, no fue modelada por el método FRP.

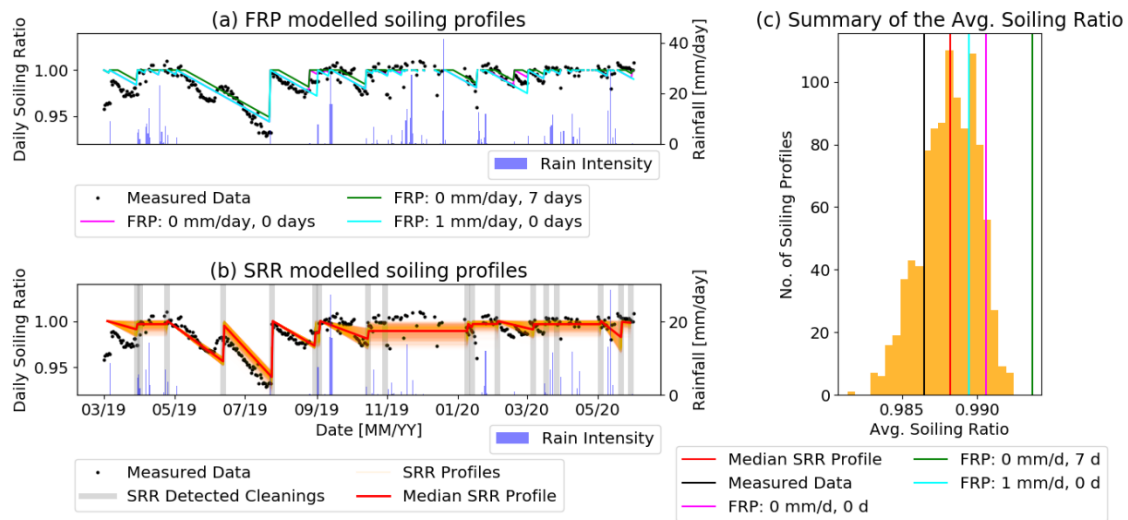


Figura 14 (a) Perfiles de *soiling* modelizados con el método FRP para tres combinaciones de umbrales de limpieza (0 o 1 mm/día) y de períodos de gracia (0 o 7 días). (b) Perfiles de *soiling* modelizados con SRR (en naranja claro). El perfil de *soiling* medio se muestra en rojo. Las líneas verticales grises representan las fechas de limpieza detectadas. (c) *Soiling Ratio* medio medida (línea vertical negra), media de los perfiles FRP (líneas verticales cian, morada y verde), *soiling ratio* medio del perfil SRR mediano (línea vertical roja) y distribución de *soiling ratio* medios de los perfiles de *soiling* generados por SRR (barras naranjas). A diferencia de la versión original, en este caso no se ha tenido en cuenta la ponderación de la irradiancia en el SRR.

Algunos investigadores han propuesto modificaciones o versiones ligeramente modificadas de los métodos existentes para la extracción de las pérdidas por *soiling*. Se ha propuesto el uso de *soiling rate* mensuales en lugar de una tasa fija para representar mejor la estacionalidad de la suciedad en el modelo FRP[66]. También se ha propuesto la introducción de puntos de cambio además de eventos de limpieza para modelar cambios bruscos en las tasas de deposición de suciedad dentro de un período seco[67]. El desafío principal de la extracción de las pérdidas por *soiling* es calcular una métrica de rendimiento. En particular, deben identificarse y eliminarse los efectos de problemas no relacionados con la suciedad que afectan al rendimiento de la energía FV. Se han propuesto soluciones combinadas que utilizan el método de detección de eventos de limpieza de SRR [68] y filtros de Kalman[69] para estimar el perfil de *soiling*. Además, las pérdidas espectrales, angulares y de temperatura deben corregirse al extraer la suciedad de los datos de rendimiento. Los datos climáticos y los modelos utilizados en el análisis también afectan la calidad de la extracción[70].

Como se ha mencionado, el método SRR funciona para perfiles de rendimiento que tienen la acumulación gradual y una recuperación brusca. En el objetivo número 3 se discute el comportamiento no esperado del método SRR para eventos estacionales de *soiling* orgánico

como puede ser el polen, donde se puede observar una recuperación parcial y limpiezas naturales no restaurando el sistema FV a su condición limpia.

En la presente publicación se presenta una estimación del número de sensores de *soiling* necesarios en la actualidad y en un futuro próximo. La norma IEC 61724-1 [16] recomienda la instalación de monitores de *soiling* en cualquier localización con pérdidas anuales previstas superiores al 2 %. Sin embargo, debido a la deposición no uniforme, se recomienda más de un sensor para sistemas de más de 5 MW. En concreto, el número de sensores de *soiling*, que será el mismo que el de sensores de irradiancia y estaciones meteorológicas, oscila entre 1 y 8 y depende únicamente del tamaño del sistema.

Para calcular el número de sensores de *soiling* necesarios, se ha recopilado listas de sistemas fotovoltaicos en funcionamiento situados en cinco mercados fotovoltaicos representativos: Alemania, India, Italia, España y Estados Unidos[71]–[75]. El análisis se llevó a cabo partiendo de la base de que las pérdidas por *soiling* previstas en cada planta son superiores al 2%, lo que significa que se recomienda la monitorización de *soiling* en todas las localizaciones de acuerdo con las normas. El número medio de sensores por unidad de potencia instalada (denominado aquí "densidad de sensores" y expresado en número de sensores por GW) varía mucho de un país a otro, en función de la distribución de tamaños de los sistemas FV. La densidad de sensores varía de 9 sensores/GW, en Alemania, a 350 sensores/GW, en Italia. Asumiendo la potencia total instalada en dichos países, se necesitaría alrededor de 7,000 sensores en estos cinco mercados, que en conjunto representan el 32% de la capacidad fotovoltaica mundial de 2019[76]. Suponiendo que las densidades de sensores específicas de cada país no cambiarán, el estudio puede ampliarse para predecir el número de sensores que se necesitarán en el futuro. Utilizando el escenario medio de crecimiento de la capacidad fotovoltaica que se recoge en [77], se observa que, hasta 2024, se necesitarán casi 22.000 sensores solo para cubrir la nueva capacidad instalada en los cinco países considerados.

El mismo análisis puede repetirse para la capacidad fotovoltaica mundial, suponiendo tres escenarios representativos de densidad de sensores: baja densidad (9 sensores/GW, como en Alemania), alta densidad (350 sensores/GW, como en Italia) y densidad intermedia (139 sensores/GW, obtenida como media de los cinco países). El Global Outlook 2020-2024 [77] presenta tres escenarios potenciales de crecimiento de la capacidad fotovoltaica: bajo, medio y alto. Los resultados del análisis para los tres escenarios de densidad y los tres escenarios de crecimiento fotovoltaico se presentan en la Figura 15.

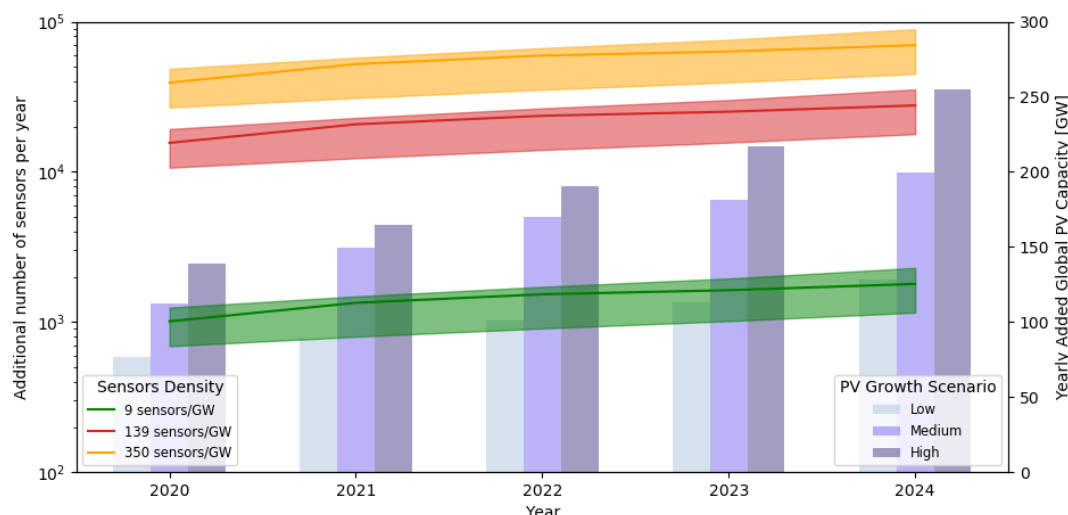


Figura 15 Análisis del mercado de sensores de suciedad basado en diferentes escenarios de crecimiento de la capacidad fotovoltaica y densidad de sensores. Las tres líneas muestran el número de sensores necesarios al año. Las barras representan la capacidad fotovoltaica adicional instalada al año según las previsiones de [76].

El presente análisis se basa en diferentes supuestos. En primer lugar, la densidad de sensores se mantiene constante a lo largo de los años. En segundo lugar, se supone que todas las localizaciones instalan monitores de *soiling*, y en un número igual al de sensores de irradiancia y estaciones meteorológicas. En tercer lugar, el análisis sólo considera el crecimiento de la capacidad hasta 2024.

En general, se espera que los costes de monitorización de *soiling* sean cubiertos por las ganancias obtenidas a través de su mitigación. Ampliando este análisis de mercado, se pueden calcular los aspectos económicos de la monitorización. Se estimó en [15] el coste máximo permitido para la mitigación, que representa el valor máximo, en €/m², para minimizar las pérdidas por *soiling* de una planta fotovoltaica y lograr un valor presente neto (VPN) positivo. Al asumir que los costes de monitorización de la suciedad están completamente cubiertos por las ganancias de la mitigación, se pudo estimar los costes permitidos para la monitorización de la suciedad. El rango de los costes permitidos para la monitorización se basó en dos escenarios:

- Teniendo en cuenta un período de recuperación de 10 años, los costes de monitorización son iguales a un undécimo (9,09%) de los costes máximos permitidos para la mitigación. Por lo tanto, los costes máximos permitidos se dividen por igual entre la compra de monitores de *soiling* (que solo ocurre una vez) y cada uno de los diez años en los que se realiza la mitigación de la suciedad. Este valor representa el límite inferior del rango.
- La monitorización utiliza el 90% (10/11) de los costes máximos permitidos para la mitigación, lo que representa el límite superior del rango de costos.

Dado que los costes permitidos para la mitigación aumentan con la eficacia de la mitigación, se han considerado dos escenarios de costes de mitigación:

- Costes de mitigación = 0,5 €/m². Estos son los costes de mitigación permitidos calculados por [15] para reducir el *soiling rate* en un 20%.

- Costes de mitigación = 1,3 €/m². Estos son los costos de mitigación permitidos calculados por [15] para reducir el *soiling rate* en un 50%.

La estimación económica de la monitorización del *soiling*, considerando dos eficiencias de mitigación diferentes, se muestra en la Fig. 6. El rango de los costes permitidos para la monitorización cambia con el tamaño de la planta FV. Debido a la no linealidad entre los sensores y el tamaño del sistema fotovoltaico, las plantas más grandes permitirán sensores más costosos y precisos, debido a la menor cantidad de sensores recomendados por unidad de capacidad. Por otro lado, las plantas más pequeñas requerirán soluciones alternativas y más económicas. Además, el gasto máximo permitido depende también de la efectividad de la estrategia de mitigación de la suciedad: cuanto más se reduce la suciedad, más capital se podría colocar idealmente en la monitorización.

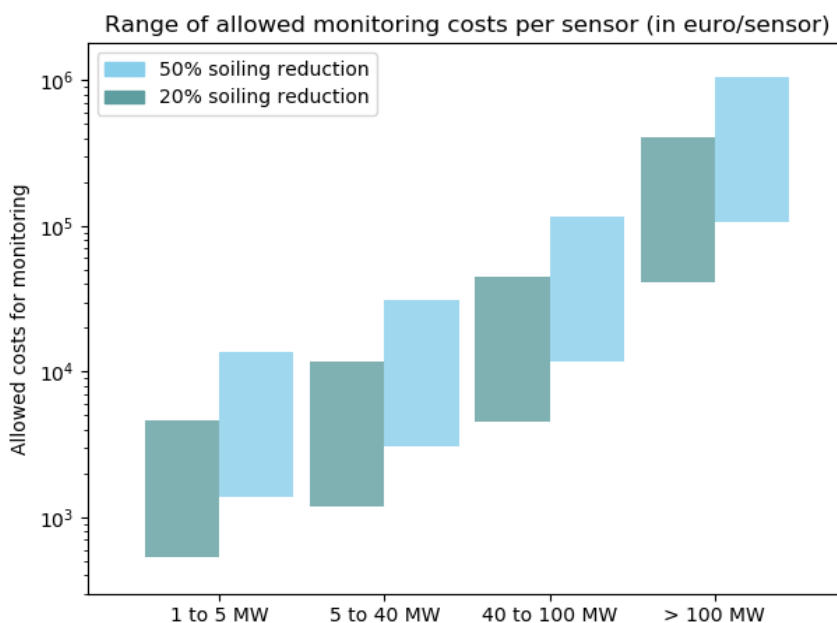


Figura 16 Rango de costes de monitorización permitidos por sensor (en euros/sensor) en función de la reducción de la tasa de suciedad y de la parte de los costes de mitigación destinada a la monitorización. Datos calculados a partir de los costes de mitigación máximos permitidos que figuran en [15] y suponiendo una eficiencia del módulo FV del 18,1%, ciclos de limpieza óptimos, precios de compra de energía de 0,03 €/kWh, un periodo de amortización de 10 años y una tasa de descuento del 5%.

Cabe resaltar que el presente trabajo ha sido presentado en el congreso internacional 38th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition, 2021, bien como en el workshop de la Cost Action PEARLPV, Photovoltaic Systems in the Built Environment, 2022 en lo cual el doctorando ha sido invitado como presentador por el comité organizador.

3.1.2. Objetivo número 2:

El segundo objetivo específico se define como “Comparar los distintos métodos de monitorización y extracción del *soiling*, enfocando en los métodos de modelado mediante parámetros ambientales” y es abordado en la siguiente publicación:

2. Micheli, L., Smestad, G.P., Bessa, J.G., Muller, M., Fernandez, E.F., Almonacid, F., 2021b. Tracking Soiling Losses: Assessment, Uncertainty, and Challenges in Mapping. IEEE J. Photovoltaics 12, 114–118. <https://doi.org/10.1109/jphotov.2021.3113858>
Factor de impacto: 4.401 (2021), Q2.

En esta publicación, se presenta una primera comparación entre modelos de estimación de *soiling* mediante el uso de parámetros ambientales, usando datos de estaciones de *soiling* instaladas en EEUU. Trazar un mapa de las pérdidas por *soiling* a partir de datos medioambientales es una perspectiva atractiva para que los propietarios y operadores de sistemas fotovoltaicos estimen la magnitud de la suciedad durante la planificación y el diseño de los sistemas fotovoltaicos. Se han desarrollado varios modelos de estimación, pero es esencial evaluar su calidad para múltiples emplazamientos y diseños de sistemas.

La mayoría de los modelos de estimación están basados en datos del material particulado. En la presente publicación, se utilizó datos diarios de material particulado de la U.S Environmental Protection Agency(EPA)[78], que facilita datos de calidad de aire a través de estaciones instaladas en todo el territorio de EEUU. Las estaciones de PM están desigualmente distribuidas sobre el territorio y las medidas se han convertido en una red amplia a través de técnicas de interpolación. Además, se ha utilizado datos de la NASA por la base de datos de MERRA-2[79], que dispone de datos derivados de satélite de los distintos componentes del material particulado. Los datos de precipitación fueron descargados de la base de datos PRISM[80] y se ha utilizado como umbral de limpieza 1mm/día. Esta publicación utiliza las metodologías propuestas por Coello y Boyle [28] y You et al.[29].

El modelo de Coello y Boyle utiliza como entradas las concentraciones de PM_{10} y $PM_{2.5}$, datos de precipitaciones y el ángulo de inclinación para estimar las pérdidas por *soiling*. El método empieza con la estimación de la acumulación de masa por paso de tiempo (m , en $g \cdot m^{-2}$) para cada periodo seco:

$$m = (v_{10-2.5} \cdot PM_{10-2.5} + v_{2.5} \cdot PM_{2.5}) \cdot t \cdot \cos\theta$$

Donde v es la velocidad de deposición o la velocidad de sedimentación, PM es la concentración media diaria de partículas, t es el tiempo (en segundos) y θ es el ángulo de inclinación del módulo FV. Los autores del modelo probaron tres metodologías diferentes para estimar la velocidad de deposición. En primer lugar, velocidades estáticas de 9.17 y 1.5 cm/s para $PM_{10-2.5}$ y $PM_{2.5}$, respectivamente. En segundo lugar, las velocidades de deposición se fijaron iguales a las velocidades de sedimentación de 0.4 y 0.09 cm/s para $PM_{10-2.5}$ y $PM_{2.5}$. En tercer lugar, los valores de velocidad de deposición variable se calcularon a partir de las condiciones ambientales. Cada serie temporal se genera como la suma acumulativa de las acumulaciones diaria calculadas a partir de la ecuación abajo y es restaurada a su condición limpia de acuerdo a unos umbrales de limpieza previamente definidos. A continuación, se calcula el *soiling ratio* utilizando la ecuación propuesta por [81]:

$$1 - r_s = 0.3437 \cdot \text{erf}(0.17 \cdot \omega^{0.8473})$$

donde r_s es el *soiling ratio* y ω es la masa total acumulada por el tiempo en $g \cdot m^{-2}$.

You et al. propusieron un modelo basado en la modelización de la deposición de las partículas considerando una pérdida de eficiencia del 0.0139% por gramo de suciedad depositada. La densidad de deposición de la suciedad (ω) se expresa como:

$$\omega = V_d \cdot PM \cdot N_D \cdot 10^{-6}$$

$$\eta_{loss} = CF \cdot \omega$$

Donde V_d es la velocidad de deposición, PM son las concentraciones de $PM_{2.5}$ y PM_{10} , N_D es el número de días sin precipitaciones y CF es el factor de conversión de 0.0139.

Los resultados de los modelos de estimación han sido comparados con datos medidos de estaciones de soiling instaladas en EEUU, con pérdidas por soiling variando entre 0.8 y 5.7 %.

A nivel nacional, se observa una diferencia entre los datos obtenidos por satélite, que mostraron niveles medios de PM_{10} (16 $\mu\text{g}/\text{m}^3$) y $PM_{2.5}$ (12 $\mu\text{g}/\text{m}^3$) en comparación con los datos medidos en tierra, que mostraron niveles de PM_{10} (18 $\mu\text{g}/\text{m}^3$) y $PM_{2.5}$ (8 $\mu\text{g}/\text{m}^3$). Las posibles razones para estas diferencias pueden ser la sobrerrepresentación de los niveles de material particulado en las zonas urbanas donde suelen instalarse los monitores de PM. El número reducido y desigualmente distribuido de monitores que quedan tras el filtrado y el método de interpolación espacial utilizado también pueden afectar a los resultados.

Los resultados del modelado mostraron que el modelo Coello con velocidad de sedimentación y el modelo You devolvieron sistemáticamente los errores más bajos cuando se utilizaban datos de la Agencia de Protección del Medio Ambiente (EPA), Figura 17. Sin embargo, el error del modelo You podría reducirse aún más ajustando el factor de conversión para 0.0083. Los errores en la modelización resultaron ser similares cuando se utilizaron datos obtenidos por satélite o medidos en tierra, lo que sugiere que parámetros adicionales como el viento o la humedad relativa podrían afectar a la acumulación de suciedad. Cabe resaltar que existe un amplio margen de mejora en la modelización de *soiling*, especialmente en los lugares con pérdidas de bajas o intermedias debido a que los errores de los mejores modelos son menores, pero no están más allá de las pérdidas medias de los sitios en análisis (2.7%). Los análisis comparativos como el presentado en este artículo son esenciales para evaluar la calidad de los modelos de estimación de la suciedad, ya que modelos y datos de entrada diferentes pueden dar lugar a estimaciones significativamente distintas.

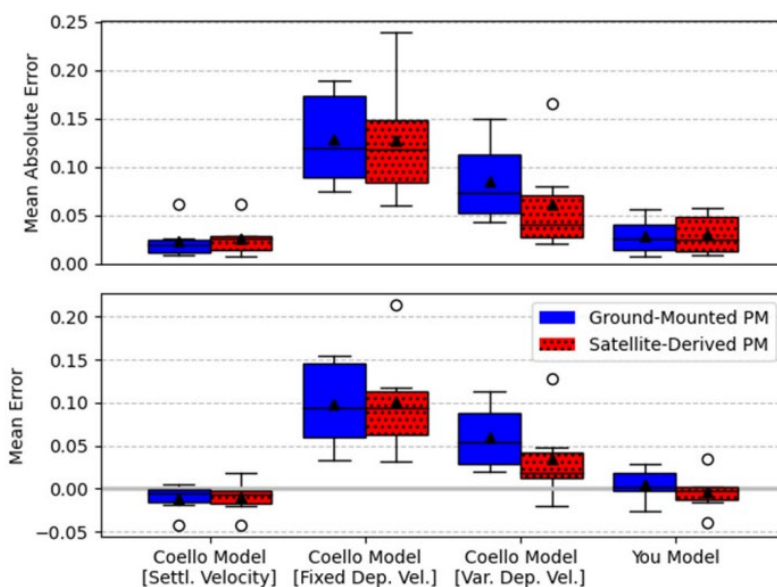


Figura 17 Errores en el modelado de soiling dependiendo de método de estimación y la fuente de datos del material particulado.

3.1.3. Objetivo número 2:

3. Bessa, J.G., Micheli, L., Romero, J., Fernández, E., Almonacid, F., 2022. Estimation of Photovoltaic Soiling using Environmental Parameters: A comparative analysis of existing models. Adv. Sustain. Syst. 2100335, 1–12. <https://doi.org/10.1002/adsu.202100335>
Factor de impacto: 6.737 (2021), Q1.

Este artículo tiene como objetivo evaluar cuatro modelos de estimación de *soiling* que utilizan datos ambientales de satélite. Para ello, se utilizan los datos de la instalación experimental del CEACTEMA anteriormente descrita en el objetivo 1.

Aparte de los modelos de Coello y You, descritos en el artículo anterior, esta publicación utiliza adicionalmente las metodologías propuestas por Bergin et al.[27] y Toth et al. [30].

El modelo de Bergin lleva en cuenta la influencia de los componentes específicos del material particulado (polvo, carbón orgánico(BC), carbón negro(BC) y otros como sulfato, amonio y nitrato) y las pérdidas por transmitancia. Las pérdidas por transmitancia por unidad de masa depositada ($\Delta\tau / PM_F$) se expresa por:

$$\frac{\Delta\tau}{PM_F} = -\frac{1}{PM_F} \sum_{i=1}^n (E_{abs,i} + \beta_i E_{scat,i}) PM_{F,i} \quad ()$$

Donde i representa las diferentes especies del PM, $PM_F [g\ m^{-2}\ day]$ la masa total de PM en un periodo específico de tiempo, $PM_{F,i} [g/m^2]$ es la masa del componente i . $E_{abs,i}$, β_i , $E_{scat,i}$ son respectivamente la eficiencia de absorción, la fracción de dispersión del PM y la eficiencia de dispersión del componente i . Los flujos de deposición seco de PM fueron obtenidos desde datos de la NASA por la base de datos de MERRA-2.

El modelo de Toth utiliza datos del material particulado y precipitación y está definido como:

$$r_s = 1.0 - (A_1 * F_d) - (A_2 * C_d)$$

Donde F_d es la suma cumulativa de $PM_{2.5}$ desde el primer día del registro de datos y C_d es la suma cumulativa de $PM_{10-2.5}$ desde el ultimo evento de limpieza. A_1 y A_2 son constantes definidas por los autores con valores de $1.8 \cdot 10^{-5}$ y $3.5 \cdot 10^{-5}\ m^3\ \mu g^{-1}$ respectivamente. Un estudio reciente de Saiz et al.[82] encontró que el polen puede causar pérdidas del 3.8% g^{-1} . Teniendo en cuenta las condiciones ambientales de Jaén, que está sujeta a altas concentraciones de polen, se decidió probar también este factor de conversión en el modelo de You, aquí referido como You/Saiz.

El estudio utilizó datos de precipitación de una estación meteorológica instalada en el CEACTEMA. Los principales valores de umbral de limpieza presentados en [11] y mencionados en el objetivo 1 varían de 0 a 10 mm/día, pero este estudio amplió el análisis para incluir umbrales de 0 a 20 mm/día. Los umbrales de limpieza se adaptaron al modelo de Bergin para suponer una limpieza parcial.

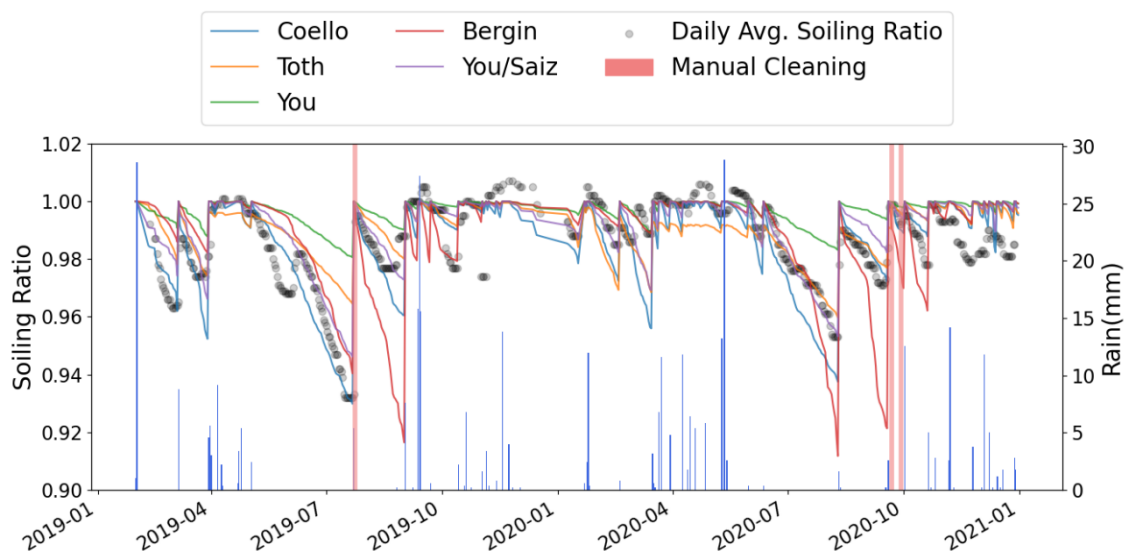


Figura 18 Perfiles de soiling modelados utilizando como umbral de limpieza 0.3 mm/día y el perfil de soiling extraído de la estación de soiling instalada en el CEACTEMA.

Todos los modelos fueron capaces de captar la estacionalidad de la suciedad en la región, con elevadas pérdidas durante los periodos secos del verano. El modelo de You subestimó las pérdidas durante el verano, probablemente debido a su suposición de que 1 g m^{-2} de suciedad depositada causa sólo una pérdida de eficiencia del 0,0139%. Al ajustar la densidad de polvo modelada utilizando datos de satélite con valores de *soiling ratio* medidos, se descubrió que la tasa de pérdida de eficiencia era del 0,0319%, cercana al factor de conversión utilizada en 'You/Saiz'. El offset entre el perfil de *soiling* con el modelo de Toth y los otros podría verse afectado por lugares con altas concentraciones de partículas finas, una vez que este modelo asume que las partículas finas no son removidas por los eventos naturales de limpieza por la lluvia. Sistemas FV localizados en áreas con altas concentraciones de partículas finas pueden verse afectado por este modelo.

En el periodo seco de agosto de 2019, agosto de 2020 y septiembre de 2020, el modelo de Bergin sobreestimó las perdidas máximas hasta un 4%. Recientemente, Valerino et al. [83] encontró una sobreestimación de la masa acumulada con el mismo enfoque que el modelo de Bergin mediante el uso de un dispositivo óptico. Javed et al.[84] reportó una sobreestimación en la perdidas por *soiling* por unidad de superficie utilizando también el modelo de Bergin.

Para este estudio, se evaluó la fracción de masa acumulada de cada tipo de material particulado (PM) utilizando datos satelitales, incluyendo polvo, BC, OC y sulfato. Al comparar el periodo seco de agosto de 2020 con el gran periodo seco de julio de 2019, se observó un aumento del 61% en la fracción de masa acumulada de carbono orgánico. Esta evidencia podría explicar por qué el modelo tiende a sobrestimar los niveles de material particulado en periodos donde la concentración de OC es alta, ya que el carbono orgánico tiene propiedades que aumentan la dispersión de la radiación solar incidente.

Se observaron altas tasas de deposición de polvo en marzo de 2019 y febrero/marzo de 2020 con concentraciones significativas de PM_{10} ($55 \mu\text{g m}^{-3}$) que pueden ser debido a las llamadas 'lluvias de polvo' originadas del desierto del Sahara. En el periodo de febrero/marzo de 2020 se observó una sobreestimación en el *soiling ratio* modelado por Coello, Toth y You/Saiz, que utilizan datos de $PM_{2.5}$ y PM_{10} . En contrario, el modelo de Bergin que no sobreestimo las perdidas en el mismo periodo. Los diferentes periodos de sobreestimación presentados podrían

evidenciar que las propiedades ópticas del polvo, OC, BC, y sulfato pueden no ser consistentes para Jaén.

El estudio analizó umbrales de limpieza que van desde 0 hasta 20 mm/día en cuanto a su sensibilidad a la estimación de la suciedad mediante diversos modelos. Se excluyeron del análisis los datos con valores de p mayores a 0,05. Los umbrales de limpieza superiores a 13 mm/día probablemente devolverán valores de p altos. Los modelos de Bergin y Toth son los más sensibles a los umbrales de limpieza y no deben usarse para valores > 5 mm/día. Los modelos que mejor se correlacionaron con el perfil de *soiling* medido fueron Coello, You/Saiz y You, con el mayor R-cuadrado y el menor RMSE, utilizando 0 y 0,3 mm/día como umbrales de limpieza. Sin embargo, a medida que el umbral de limpieza aumenta por encima de 3 mm/día, la correlación disminuye significativamente para todos los modelos, especialmente diariamente. Los errores de modelización mensual siguen la misma tendencia, con errores crecientes a medida que el umbral de limpieza aumenta, excepto para el modelo de You, que se ve menos afectado.

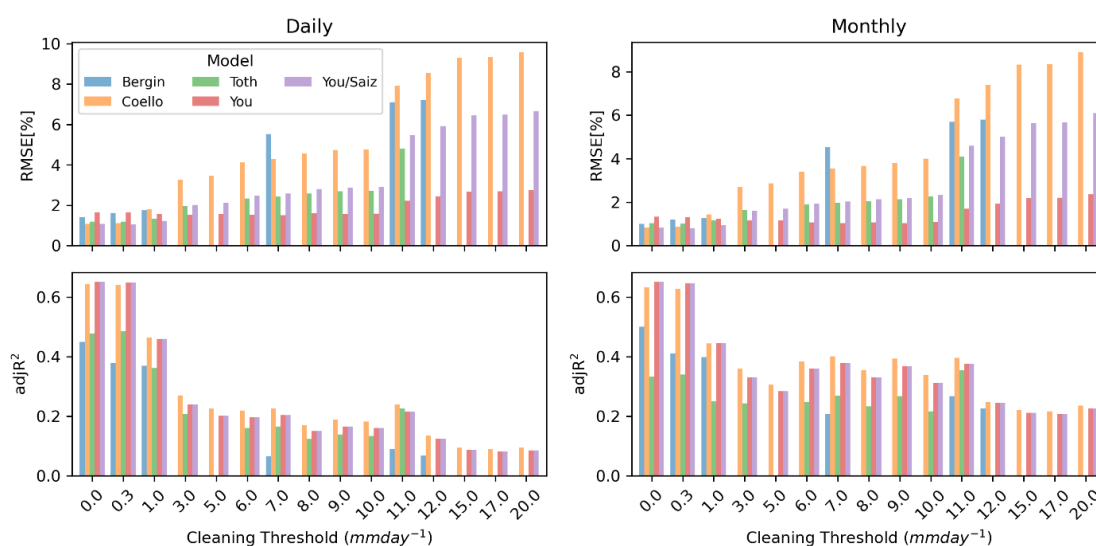


Figura 19 R-cuadrado ajustado y el RMSE para los distintos modelos y sus correlaciones con los distintos umbrales de limpieza.

3.1.3. Objetivo número 3:

El tercer objetivo específico se define como “Identificar posibles mejoras en los métodos existentes de extracción de *soiling*, enfocando los parámetros ambientales y eventos estacionarios.”

En este estudio, se pretende analizar el impacto del polen en las pérdidas por *soiling* de sistemas FV situados en Carolina del Norte (EE.UU.), especialmente durante la estación primaveral. Se recopilaron y analizaron los datos de rendimiento de cinco plantas FV a escala comercial utilizando dos métodos de extracción de *soiling*, FRP y SRR. También se recopilaron y analizaron datos medioambientales y de satélite, incluidos concentraciones de polen, tipos de tierras de cultivo y vegetación, para identificar posibles correlaciones con las pérdidas por *soiling*.

En general, la adhesión de las partículas de polen viene determinada por el equilibrio entre las fuerzas intermoleculares, incluida la fuerza de Van der Waals, y la tensión superficial [82]. La tensión superficial de un grano de polen depende de su tamaño, forma y naturaleza del material que lo compone [85]. La adherencia de las distintas partículas de polen puede diferir debido a diversos factores, como el tamaño y la forma de los granos de polen, el tipo de superficie a la que se adhieren y las propiedades de las sustancias que las componen, así como las características ambientales, como la humedad relativa y las condiciones del viento [86], [87]. El polen puede distinguirse como procedente de especies entomófilas (plantas polinizadas por insectos) y anemófilas (plantas polinizadas por el viento). El soiling de polen procede principalmente del polen transportado por el aire o de especies anemófilas (especialmente árboles), donde el polen suele ser más ligero y menos pegajoso (no aglomerante) para poder ser transportado por el viento [3]. Se ha demostrado que la higroscopicidad de las partículas modifica el tamaño, la forma y la densidad de las partículas de polen en suspensión [82], [86], [88], propiedades todas ellas que influyen en la velocidad de deposición. El tipo de superficie a la que se adhiere el polen también influye, ya que las superficies con diferente rugosidad, hidrofobicidad o propiedades químicas pueden afectar a la adhesión de forma diferente [85], [86], [89]. Además, se sabe que la composición y las propiedades de la capa más externa del grano de polen (exina) pueden afectar a su adhesión [90], [91]. Las partículas de polen pueden tener una exina lisa (a menudo el caso de las especies anemófilas) o tener espinas, protuberancias o surcos para favorecer la adhesión o la aglomeración en partículas más grandes (a menudo el caso de las especies entomófilas). Además, la exina puede estar recubierta de un fluido adhesivo y viscoso denominado pollenkit [92]. Aunque la mayoría de los pólenes transportados por el aire (relevantes para sistemas FV) son lisos y tienen un pollenkit mínimo o inexistente, sigue habiendo variabilidad en estos pólenes que puede relacionar sus propiedades de adhesión en relación con los paneles solares.

Se pueden utilizar técnicas de microscopía de imágenes para determinar el tipo de polen basándose en las características morfológicas de los granos de polen. La Figura 20 muestra ejemplos de granos de polen de roble y pino típicos de la región sudeste de EE.UU. Estas imágenes proceden de PalDat [93], una base de datos palinológicos de libre acceso que proporciona imágenes de alta calidad (por ejemplo, microscopio óptico, microscopio electrónico de barrido y microscopio electrónico de transmisión), así como imágenes de polen.

Existen pocos estudios que analicen la influencia del polen en los sistemas FV. Se ha informado de limpiezas parciales en Bélgica [94], donde algunas manchas locales con partículas de resina (probablemente de pino) y partículas finas permanecían en la superficie del módulo FV. En Évora, Portugal, las pérdidas por *soiling* durante la primavera alcanzaron el ~4%. El polen de palmeras y pinos, roble y hierba tenía tamaños de partícula que oscilaban entre 20 y 30 μm [95]. En Madrid, España, se observaron patrones de *soiling* no uniformes después de una lluvia ligera durante la estación polínica. Se observó que el polen anemófilo tenía más probabilidades de causar las pérdidas de suciedad. Además, en un experimento realizado en laboratorio se observó una correlación lineal entre las pérdidas de transmitancia y la densidad del polen depositado artificialmente [82].

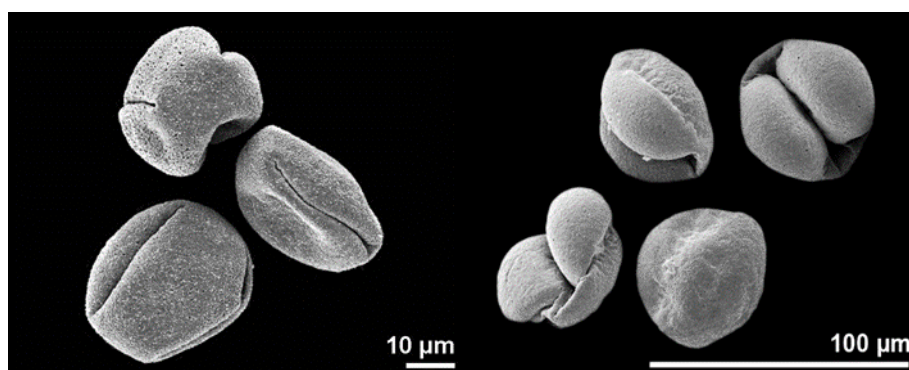


Figura 20 Imágenes de microscopio electrónico de barrido de partículas de polen de : (izquierda) *Quercus* y (derecha) *Pinus Strobus* (pino)[93].

La Tabla 3 resume los sitios evaluados en este estudio, todos ubicados en Carolina del Norte o el sureste de EE. UU. Estos corresponden a cinco plantas fotovoltaicas con una potencia instalada que varía de 4 a 9 MW. Los datos de rendimiento se extrajeron a nivel del inversor e incluyen datos de irradiación y temperatura del módulo medidos en el sitio. Se recolectaron datos de 15 minutos y se promediaron para obtener valores diarios. Se aplicaron criterios de filtrado para eliminar cualquier dato no confiable que pudiera haber sido causado por días nublados, lecturas incorrectas de instrumentos, fallas o recorte del inversor. Se aplicaron filtros de irradiación, temperatura y energía normalizada de acuerdo con el método presentado en el paquete Python RdTools [96]. Se aplicaron dos algoritmos de extracción de suciedad FRP y SRR para extraer las pérdidas por suciedad.

Las descripciones agrícolas de cada lugar se extrajeron del Servicio Nacional de Estadísticas Agrícolas, donde se observaron los cambios a lo largo del tiempo (por ejemplo, la rotación del uso del suelo en las tierras de cultivo) [97]. Los cambios temporales y espaciales en las tierras de cultivo o cualquier cambio en el terreno se analizaron además utilizando imágenes de satélite obtenidas de PlanetScope de Planet Labs Inc, que proporciona datos de observación por satélite [98]. Estos datos permitieron detectar la rotación de las tierras de cultivo, los periodos de cosecha y los cambios en la vegetación.

Las actividades agrícolas en esta región están cubiertas principalmente por pastos y tierras de cultivo de maíz, soja, trigo, algodón y tabaco [99]. La vegetación de la zona está cubierta principalmente por bosques caducifolios (por ejemplo, de arce y roble), humedales leñosos y bosques perennifolios (por ejemplo, de pino) [97], [100]. Las plantas FV se encuentran en la zona climática subtropical húmeda (Cfa) según la clasificación de Koppen-Geiger[53].

Los datos de precipitaciones utilizados en este análisis se obtuvieron de la base de datos PRISM[80]. El periodo de análisis comprende al menos 2 estaciones primaverales, que son los periodos de mayor concentración de polen en el aire. Evidencias de la elevada deposición de polen fueron comunicadas por el personal de O&M de cada planta FV.

Las concentraciones diarias de polen, expresados en partículas por metro cúbico ($\text{partículas}/\text{m}^3$), se obtienen de Ambee, que proporciona datos modelizados sobre diferentes especies de polen como gramíneas, árboles y malas hierbas y sus respectivas subespecies [101]. Su principio de modelización se basa en los datos históricos de las estaciones polínicas y en datos meteorológicos, fenológicos y de vegetación. En este estudio, la resolución de los datos polínicos es a nivel de comarca en Estados Unidos.

Tabla 3 Plantas FV en el estudio

Planta	Periodo	Comarca	Terreno	Tierras de cultivo
A	Feb 2020 – Ago 2022	Cumberland	Cultivos, bosque perennifolio, matorral, algunas herbáceas y heno/pasto.	Soja/ Trigo, Maíz
B	Abril 2020 – Sept 2022	Catawba	Cultivos, heno/pasto, bosque caducifolio, herbáceo y perennifolio.	Soja/ Trigo, Maíz
C	Ene 2019 – Jul 2022	Robeson	Cultivos, humedales leñosos, zona urbanizada (carreteras), algunos henos/pastizales	Soja/ Trigo, Maíz, Algodón
D	Ene 2019 – Jul 2022	Warren	Heno/Pastos, Bosque caducifolio, Bosque perennifolio	Soja/ Trigo, Maíz, Tabaco
E	Ene 2019 – Jul 2022	Cumberland	Humedales leñosos, Bosque perennifolio, Cultivos	Soja/ Trigo, Maíz

Los datos de satélite mencionados y los mapas de cultivos se utilizaron para identificar las posibles fuentes de polen de la vegetación, así como los cambios en el medio ambiente. Durante la temporada de primavera, las fuentes de polen pueden incluir árboles de ciprés/cedro/enebro, roble, arce y pino, así como cultivos cultivados como el maíz y la soja.

Los cultivos estaban principalmente plantados con soja y maíz, que se rotaban periódicamente entre las zonas adyacentes a las plantas fotovoltaicas. Las sojas y el maíz para grano también son cultivos vitales, y la plantación comienza típicamente entre mayo y julio. Las sojas maduran a fines de septiembre y se cosechan a mediados de octubre a noviembre cuando las hojas se vuelven marrones y caen, exponiendo las vainas maduras de soja. Los trabajadores suelen plantar maíz entre marzo y finales de junio. Mientras tanto, las fechas de plantación del trigo varían entre finales de septiembre y principios de noviembre, según la región.

Las especies dominantes de polen de árboles durante la temporada de primavera son el roble y el ciprés, el enebro, el cedro correspondiente al 57% de la concentración total de polen de árboles para todos los sitios. Durante la temporada de primavera, hay un aumento en la concentración de polen de ciprés, que alcanza su pico cuando las pérdidas por *soiling* están en su punto más alto. Esto es seguido por una fase de recuperación parcial del rendimiento de la planta fotovoltaica en el sitio A, durante la cual la concentración de polen de roble aumenta y la concentración de polen de ciprés disminuye, Figura 23. Según la Federación de Vida Silvestre de Carolina del Norte, el cedro rojo oriental empezó a florecer en enero, seguido del arce rojo en febrero, los robles vivos en marzo, el roble rojo del sur y el pino blanco oriental en abril, el abedul de río, el roble blanco en mayo y la palmera sabal en junio [102]. El polen de malas hierbas suele alcanzar su máximo desde finales de verano hasta mediados de otoño y el polen de gramíneas alcanza su máximo a finales de primavera, con una pequeña contribución a la concentración total de polen.

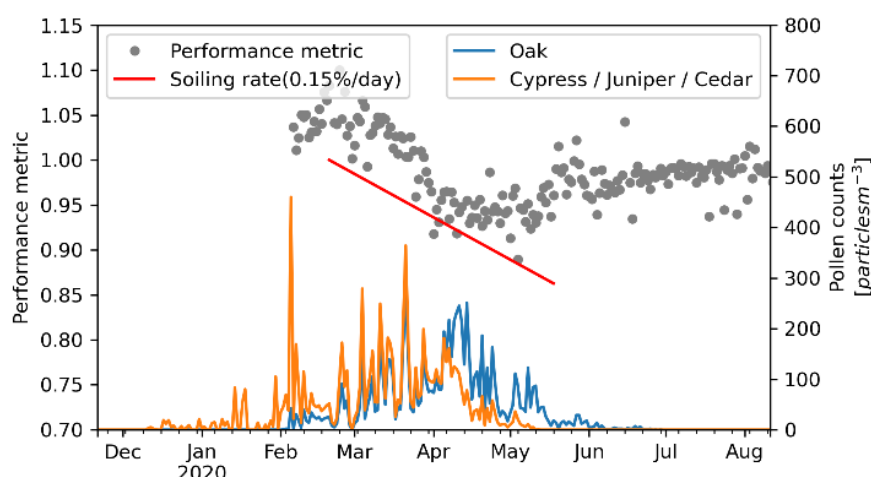


Figura 21 Métricas de rendimiento y concentraciones de polen en el emplazamiento A. Representados el roble(oak) y el ciprés(cypress), el enebro(juniper) y el cedro(cedar), que son los principales tipos de polen durante la estación primaveral.

Como ya se ha mencionado, la adherencia de las distintas partículas de polen puede diferir debido a diversos factores, como el tamaño y la forma de los granos de polen, el grado de pollenkit, el tipo de superficie a la que se adhieren y las propiedades de las sustancias que las componen, así como las características ambientales, como la humedad relativa [86], [87].

Las diferentes propiedades de adhesión de los principales tipos de polen durante este periodo podrían explicar los distintos procesos de deposición y eliminación. Las partículas de polen que incluyen un pollenkit tienden a presentar un comportamiento hidrófobo[82], [91]. Por ejemplo, es más probable que las angiospermas (por ejemplo, plantas con flores como el olivo, el roble, el abedul, etc.) tengan pollenkit que las gimnospermas (por ejemplo, plantas con conos y semillas expuestas como el pino, el cedro, el ciprés, etc.). Se cree que la adhesión de las gimnospermas es independiente de la superficie sobre la que entra en contacto el polen. Sin embargo, las angiospermas podrían presentar una adhesión dependiente de la hidrofilia de la superficie. Las partículas de polen que incluyen un pollenkit tienden a mostrar un comportamiento hidrofóbico.

Las plantas polinizadas por el viento (es decir, anemófilas) suelen tener un menor contenido de pollenkit, dispersan granos individuales y producen una gran cantidad de polen. Por el contrario, las plantas polinizadas por insectos (es decir, entomófilas), suelen tener un mayor contenido de pollenkit, dispersan grupos y tienen una mayor velocidad de sedimentación, lo que conduce a una dispersión en distancias cortas. Por el contrario, el roble, los sauces y los olmos son ejemplos de polen anemófilo que tienen un alto contenido de pollenkit y se dispersan con aglomeraciones. Entre ellos, el polen de roble es particularmente interesante debido a sus propiedades de adhesión y a las mayores concentraciones durante la estación primaveral en las localidades estudiadas. El polen de ciprés también es anemófilo, pero sus propiedades de adhesión podrían diferenciarse del polen de roble debido al contenido de pollenkit. El polen de roble tiene un mayor contenido de pollenkit, que se sabe que contribuye al comportamiento hidrófobo. Por el contrario, el polen de ciprés tiene un menor contenido de pollenkit y podría dispersarse fácilmente, lo que podría dificultar su adhesión a diferentes superficies.

Las fuerzas de adhesión del polen dependen de la humedad [82], [86], [103]. La región en estudio de ambos emplazamientos presenta altos niveles de humedad relativa durante todo el año, con valores medios del 77%. Además, la superficie del vidrio fotovoltaico tiende a ser hidrófila debido a sus grupos hidroxilo [104], y por lo tanto es probable que tenga una mayor tasa de

adhesión de polen con un aumento de la HR[86] independientemente de la condición del polen (es decir, fresco, envejecido, sin polenkit).

La Figura 22 muestra las métricas diarias de rendimiento, así como los resultados de los métodos SRR y FRP para el sitio A. Se puede observar que hay una caída en el rendimiento durante las temporadas de primavera, donde las pérdidas alcanzan hasta el 10% en todos los sitios. El sitio A experimentó el comportamiento de *soiling* más inesperado al observar los datos de rendimiento y lluvia. Después del período de alta deposición de partículas (fin de la primavera), el sistema FV no se recupera completamente a su nivel "limpio" incluso si llueve con frecuencia. En cambio, tarda alrededor de 4 meses para que el rendimiento aumente gradualmente a un pico durante el verano. Además, la limpieza manual en el verano de 2022 demostró que este pico era un 5% menos que el estado completamente limpio.

Al examinar los datos de lluvia, es difícil afirmar que se están produciendo recuperaciones a lluvias por encima de cierto umbral. Se esperaba que los umbrales de limpieza dentro de 1-10 mm/día produjeran cambios positivos indicando recuperación en el rendimiento mientras que ocurren lluvias tan altas como 50 mm/día y aún no se ven cambios positivos claros.

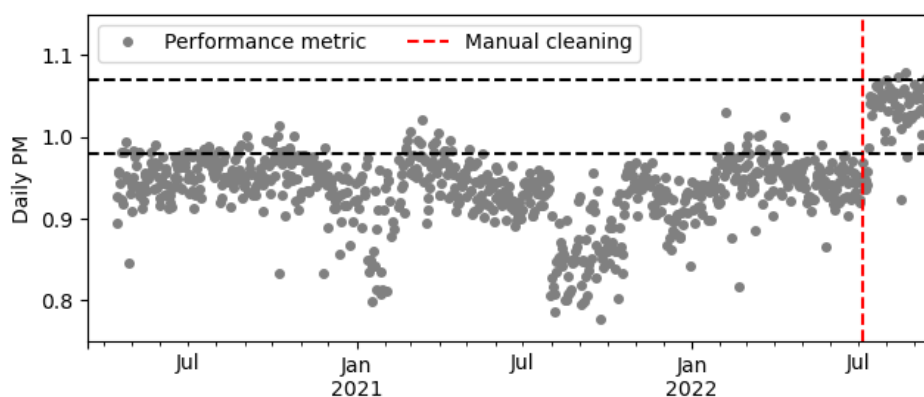


Figura 22 Mejora del rendimiento gracias a la limpieza manual realizada en el sitio B.

El comportamiento esperado del perfil de *soiling* se puede ver en el gráfico inferior de la Figura 23, que muestra los perfiles generados por el modelo FRP. Se utilizó el *soiling rate* para el período seco más largo identificado por SRR (0.0015%/día) para el sitio A en este modelo. El método FRP se aplicó utilizando umbrales de limpieza de 1, 5 y 10 mm/día (se muestra 5 mm/día), pero ninguno de los perfiles de *soiling* coincidió con los datos grises en la parte superior de la Figura 23. En el caso de SRR, se muestra en naranja la mediana del *soiling ratio* de todos los posibles valores generados por las simulaciones de Monte Carlo. El método SRR busca específicamente perfiles con una acumulación gradual y una recuperación rápida, que es casi lo contrario del perfil de *soiling* en este caso. Se esperaba que este método no funcionara bien con este tipo de señal porque SRR está diseñado para rechazar períodos con pendientes positivas.

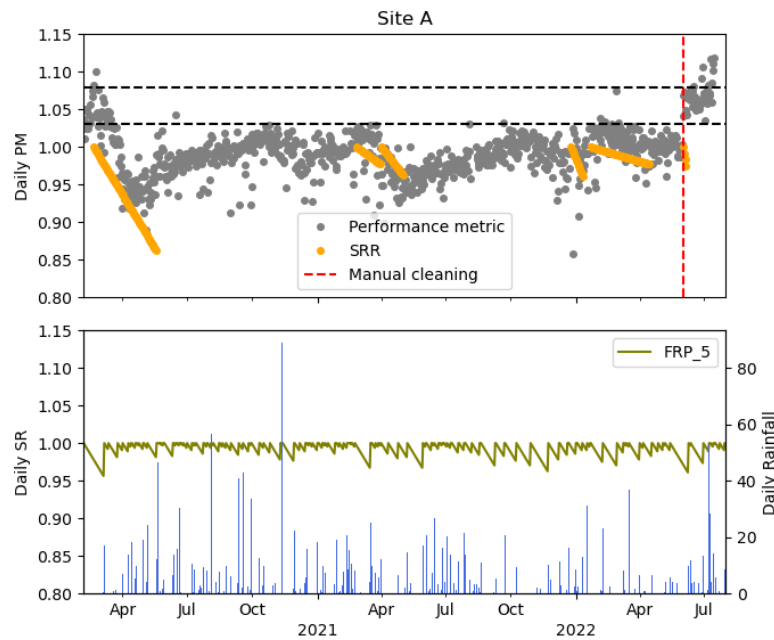


Figura 23 Gráfico superior : Métricas de rendimiento en gris y periodos de suciedad en naranja identificados por SRR para el sitio A. La línea discontinua roja representa la limpieza manual. Las líneas negras discontinuas representan el incremento del rendimiento debido a la limpieza manual para el emplazamiento A. Gráfico inferior: Perfil de soiling modelado utilizando 5 mm/día como umbral de limpieza por FRP para el sitio A.

Actualmente hay datos insuficientes para demostrar si los períodos con pendientes positivas son una eliminación gradual del polen depositado en la superficie del módulo o si la tendencia es una estacionalidad residual en el PM debido a errores de modelado.

El efecto de una limpieza manual realizada en junio para el sitio A se puede ver en la Figura 22, donde las líneas discontinuas representan el impacto del *soiling* hasta la fecha de limpieza. Todos los sitios experimentaron un efecto similar después de las limpiezas manuales, con un escalón visible en el perfil diario de rendimiento. La Tabla II resume el aumento del rendimiento debido a la limpieza manual para todos los sitios, con valores que van del 5% al 11%. Se puede esperar que, para este período, ningún evento de lluvia fuera capaz de producir tales aumentos y restaurar los sistemas fotovoltaicos a un estado "limpio".

Planta	Incremento
A	~5%
B	~10%
C	~7%
D	~11%
E	~5%

3.1.4. Objetivo número 4:

El cuarto objetivo específico se define como *“Demonstrar la aplicación de los métodos actuales por medios de la transferencia del conocimiento”* y es abordado en el siguiente proyecto de investigación industrial financiado por el Ministerio de Industria, Comercio y Turismo dentro del programa de apoyo a las Agrupaciones Empresariales Innovadoras para contribuir a la mejora y de la competitividad de la industria española, y con el apoyo de la Unión Europea a través del Plan de Recuperación, Transformación y Resiliencia:

4. Análisis predictivo de infraestructuras de generación de energías renovables basados en algoritmos Bigdata (BIGER).
 Participantes: Universidad de Jaén, ISOTROL, ATREBO, SOL-UTION, KAYLON y onTech
 Referencia: AEI-010500-2022b-60
 Presupuesto total (Fase I) : 423.877,42€

Los proyectos de investigación industrial suponen un incremento de la transferencia del conocimiento por parte de la universidad hacia la industria, generando un fortalecimiento de las redes de investigación. De esta forma, los resultados de la investigación desarrollados por las estructuras investigadoras, en este caso, de la Universidad de Jaén se alinean de mejor forma con las necesidades en materia de I+D+i del entorno de la industria de sistema de control, gestión de datos y del sector energético renovable español. Tales proyectos contribuyen a fomentar las sinergias entre las labores de investigación de la Universidad de Jaén y de los distintos socios industriales.

La UE busca convertirse en una potencia innovadora y crear una industria competitiva, digital, baja en carbono y circular, que aborde los desafíos globales de la sociedad. El Programa Marco de Investigación e Innovación 2021-2027 de la UE apoya la creación y fortalecimiento de clústeres para mejorar la coordinación y el intercambio de conocimientos e innovación entre las empresas, y así mejorar su competitividad e internacionalización. La UE también busca que la industria respete los límites del planeta y se convierta en un proveedor resiliente de prosperidad, abordando los nuevos desarrollos tecnológicos y la globalización a través de la colaboración y evolución del sector.

El clúster onTech Innovation se ha consolidado como ecosistema capaz de generar entornos de trabajo colaborativos entre el sector público y el privado, facilitando la transferencia de conocimiento desde los grupos de investigación a la industria, siendo un agente esencial para impulsar la innovación y la transformación de nuestro sistema productivo. Su modelo de trabajo favorece las buenas relaciones con otros clústeres innovadores y contribuye a atraer capital y talento. Actualmente, la Universidad de Jaén forma parte del clúster onTech, juntamente con diversas pequeñas y medianas empresas (PYMES), grandes empresas, start-ups y centros de investigación.

En la convocatoria de ayudas establecida para apoyar a las Agrupaciones Empresariales Innovadoras en el marco del Plan de Recuperación, Transformación y Resiliencia para el año 2022, se aprobó el proyecto titulado "Análisis predictivo de infraestructuras de generación de energías renovables basados en algoritmos Bigdata, BigER". El consorcio está formado por onTech Innovation, la Universidad de Jaén, ISOTROL (una gran empresa), ATREBO (una mediana empresa), Sol-ution (una Startup) y Kaylon (una Startup y PYME). El proyecto consta de tres fases y la primera tiene un presupuesto total de 423.877,42€. El autor de la presente Tesis Doctoral ha participado, representando la Universidad de Jaén, activamente en la preparación de la propuesta y en la ejecución del proyecto. A continuación, se describe el proyecto BigER.

En la actualidad, la mayoría de las instalaciones de generación solar de todo el mundo están monitorizadas las 24 horas del día, lo que genera un gran volumen de datos. Según el nivel de monitorización, el análisis de los datos de campo puede indicar diferentes fallos y/o mecanismos de pérdida de rendimiento, y puede aportar información acerca del mantenimiento correctivo, preventivo y predictivo de los sistemas. Las estrategias de monitorización solar y operación y mantenimiento (O&M) tradicionales incluyen la implementación de análisis y diagnósticos descriptivos, mientras que los métodos más modernos se centran en el pronóstico (es decir, análisis predictivos y prescriptivos)[105]. Sin embargo, para optimizar las estrategias de O&M y maximizar los ingresos, los gestores de plantas solares y los administradores de activos deben contar con formas eficientes para el análisis e interpretación de los flujos de datos. La investigación actual está orientada a la utilización de análisis y procedimientos más avanzados y complejos para optimizar estas actividades de O&M, Figura 20.

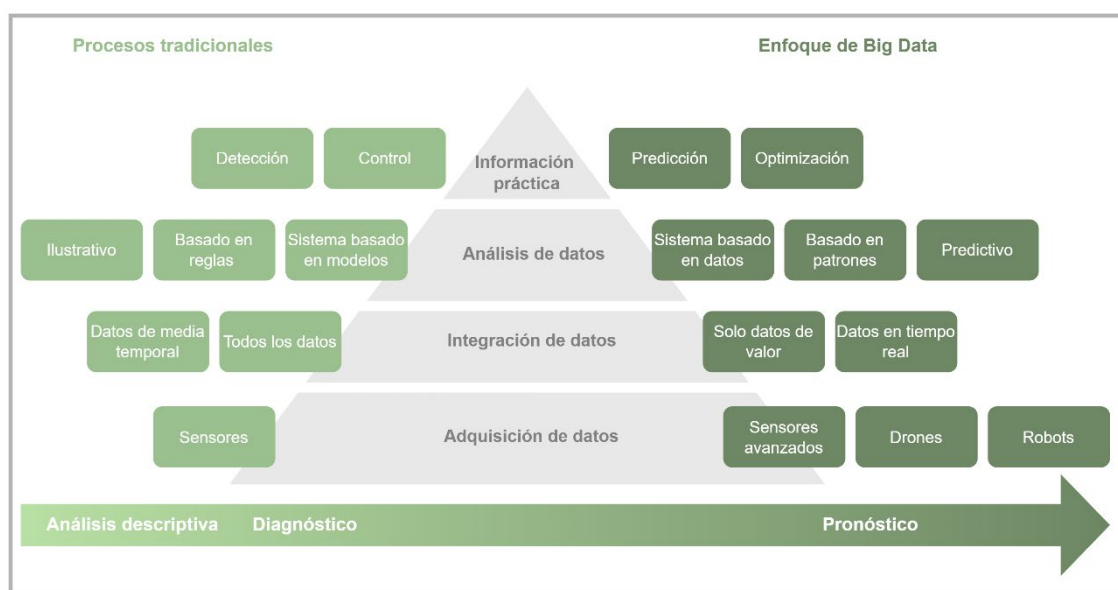


Figura 24 Evolución de las estrategias basadas en datos destinadas al pronóstico y análisis más avanzados para reducir los costes operativos. Adaptado de [105].

La disponibilidad de series de datos de alta calidad, el uso de algoritmos adecuados para la monitorización en tiempo real de los sistemas solares y la optimización de las actuaciones de O&M son útiles para aumentar la fiabilidad y asegurar el rendimiento óptimo de dichos sistemas a través de la resolución inteligente de los problemas de reducción de generación. Además, el tiempo de monitorización debe ser suficiente para proporcionar datos operativos representativos del sistema y de las distintas condiciones ambientales para poder desarrollar las rutinas de diagnóstico de fallos de forma adecuada. La calidad de los datos y las verificaciones periódicas realizadas por los sistemas de monitorización deben incluir también el análisis sobre su coherencia, el filtrado, el análisis de los no válidos y la agregación de los mismos.

Lo anterior señala la importancia de enfocarse en maximizar la producción de los sistemas fotovoltaicos, detectando, resolviendo y prediciendo los eventos de fallos y pérdidas. Las acciones correctivas (o de reparación) deben priorizarse y programarse mediante métodos analíticos que evalúen la condición crítica, así como el impacto económico y técnico de los incidentes. En cuanto a la mitigación de la suciedad, por ejemplo, se suele realizar de forma correctiva y no predictiva, en función de los valores de las pérdidas monitorizadas. Para ayudar a los equipos de O&M en el método de optimización de los planes de limpieza, numerosos

modelos económicos (basados en el LCOE, el valor actual neto, etc.) tienen en cuenta diversos parámetros de entrada, tales como el coste de la limpieza, la tasa de ensuciamiento, el tamaño de la planta, etc.

Con respecto a los indicadores de calidad (KPI) contractuales entre el contratista de O&M y el gestor de activos fotovoltaicos, la disponibilidad garantizada de las plantas de generación fotovoltaica debe oscilar entre el 95% y el 98% a lo largo de un año, mientras que el coeficiente de rendimiento (Performance Ratio - PR) contractual debe de ser $> 80\%$, lo cual es relativamente bajo en comparación con los objetivos establecidos por las agendas estratégicas europeas. Hoy en día, los valores de los KPIs están restringidos debido a las limitadas capacidades de los actuales sistemas de monitorización, para captar con precisión el rendimiento real de la planta de generación fotovoltaica y su estado de funcionamiento. Los sistemas de monitorización son esenciales para la evaluación del rendimiento de las instalaciones fotovoltaicas, ya sea a través del inversor o de sistemas de adquisición propios. La gran mayoría de los sistemas de monitorización existentes ofrecen una visión simplista del rendimiento y del PR, mientras que las herramientas más sofisticadas pueden alertar en el caso de comportamientos anormales. Además, los contratistas de O&M pueden ofrecer diagnósticos en línea, aunque estos se limitan a la parte de detección del diagnóstico de fallos. Es decir, los fallos no se pueden clasificar, lo que da lugar a una menor disponibilidad y a una sustitución/mantenimiento no optimizado. Por otro lado, los contratistas de O&M más avanzados que pueden ofrecer servicios de detección y clasificación de fallos utilizan principalmente técnicas de imágenes por infrarrojos y electroluminiscencia. Aunque estas técnicas pueden identificar casi todos los fallos conocidos de los sistemas fotovoltaicos, el proceso supone un reto porque es relativamente largo (tiempo de inspección + procesamiento de imágenes), costoso y requiere equipos adicionales (normalmente caros) que se emplean cuando se produce un fallo. Esto explica también la razón por la que el mantenimiento es principalmente correctivo y no preventivo. Además, se requieren condiciones relativamente estables para inspeccionar grandes plantas fotovoltaicas. Por otro lado, estos métodos pueden aumentar los tiempos de respuesta y resolución, provocando una disminución de la disponibilidad de la planta fotovoltaica. En este campo de investigación, la industria fotovoltaica sigue enfrentándose a los retos de demostrar la eficacia de las plataformas de sistemas de apoyo a la toma de decisiones (DSS) capaces de generar recomendaciones de actuación específicas para optimizar las actividades de O&M. Cabe destacar que tales retos son comunes tanto a los sistemas fotovoltaicos como a los sistemas de concentración.

El proyecto BigER consiste en el desarrollo de una solución integrada basada en algoritmos avanzados que permitirá combinar las técnicas de análisis predictivo con las de gestión de activos aplicadas a la generación solar. Contando con modelos económicos que tienen en cuenta las distintas alternativas, el sistema generará una estrategia óptima de O&M. Estará basada en algoritmos de Machine Learning que analizan la información BigData de plantas de generación renovable de forma que permitan optimizar la gestión de los mismos. Se pretende disponer de una solución integrada basada en algoritmos avanzados que permita combinar las técnicas de planificación de la gestión de los activos para garantizar su fiabilidad, como RCM (*Reliability Centered Maintenance*) especialmente aplicadas a renovables, con los métodos y tecnologías para evaluar la fiabilidad de un producto en entorno relevante del ciclo de vida. Contando con modelos económicos que tienen en cuenta las distintas alternativas, el sistema generará una estrategia óptima y será capaz de proporcionar la información relevante a los distintos actores de la cadena de valor: fabricantes, mantenedores, reparadores, operadores, propiedad, etc. En la Figura 21 se puede observar la metodología definida en la primera fase del proyecto.

El foco principal se centrará en las plantas fotovoltaicas y las de solar de concentración, dado su alto grado de despliegue, las características de alta variabilidad que existe entre los distintos tipos de planta, desde generación distribuida de autoconsumo a las grandes plantas de “utility scale” y el alto potencial de replicabilidad de estas soluciones. En el marco del proyecto se realizarán las pruebas de laboratorio para determinar la validez de los algoritmos y recomendaciones de actuaciones predictivas de O&M a generar, todo ello con base en datos reales de plantas de generación renovables. Tras estas pruebas se realizarán pruebas de concepto en plantas fotovoltaicas de diferentes tamaños, de forma que permita validar los resultados del proyecto y su replicabilidad.

El proyecto tiene un conjunto de objetivos técnicos específicos que se pretenden alcanzar en su desarrollo.

Objetivo específico 1: Investigación en metodologías analíticas para mantenimiento predictivo de renovables. Con base en la categorización de activos, modos de fallo y criterios de actuación

- Modelado mediante simulación de los procesos de toma de decisión en el mantenimiento de activos renovables, incluyendo sus efectos en la salud de los activos y la rentabilidad de la explotación.
- Algoritmos para el control de la ejecución, eficiencia y eficacia del mantenimiento, con un seguimiento de los parámetros de eficacia y la eficiencia obtenida, especialmente en aquellas decisiones basadas en costes frente a riesgos. Seguimiento de la adecuación de la planificación de actuaciones.

Objetivo específico 2: Diseño y desarrollo de algoritmos de detección de fallos y operación de fuera de la normalidad de los activos

- Desarrollo de modelos de normalidad generalizables y aplicables a los diferentes tipos de plantas renovables que permitan realizar estimaciones sobre el grado de salud de los activos. Dichos modelos serán generados a partir de análisis de datos históricos, búsqueda de patrones de cambios, con la estimación del estado de salud a partir de técnicas Big Data Analytics
- Desarrollo de algoritmos de selección de variables relevantes y simplificación de la redundancia que permitan afinar mejor los modelos predictivos.
- Desarrollo y validación de algoritmos predictivos tales que, a partir de los modelos de salud y de un conjunto de variables relevantes, permitan establecer la probabilidad de fallo de los componentes críticos para un horizonte de tiempo determinado.

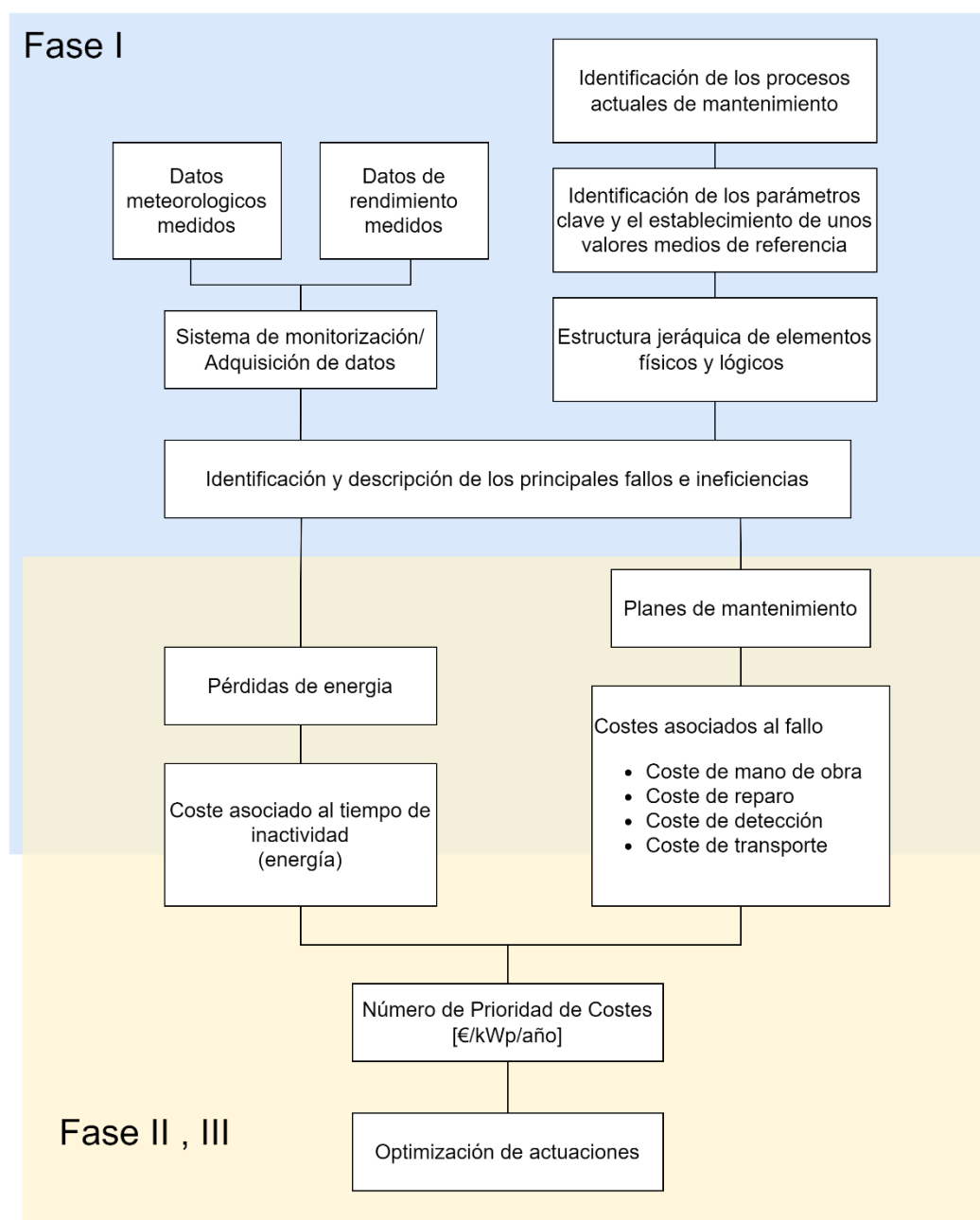


Figura 25 Metodología para la solución integrada de BigER que está basada en el Numero de Prioridad de Costes.

Objetivo específico 3: Herramientas de ayuda a la decisión de actuaciones de O&M en plantas PV. Planificación, recursos

- Desarrollar un modelo de aplicación de las técnicas RCM adaptadas a instalaciones de generación renovables. Conseguir un marco común para el tratamiento integrado de las distintas fuentes de información y conocimiento avanzadas, como Prognosis & Health Monitoring (PHM) y Big Data Analytics, en los nuevos modelos de planificación del mantenimiento de activos renovables en el contexto 4.0.
- Desarrollar y validar una plataforma de planificación dinámica del mantenimiento de plantas fotovoltaicas, ubicados en diferentes lugares y de diferente tecnología, que permita un salto cualitativo en la optimización en la gestión de activos

renovables: optimización de coste total de la propiedad y extensión de la vida útil de los activos; incremento de la fiabilidad, mantenibilidad y disponibilidad; gestión del conocimiento, etc. teniendo en cuenta el riesgo de los activos, las capacidades y recursos de los equipos de mantenimiento y el contexto de oportunidad de intervención en cada instalación.

Objetivo específico 4: Validación en Casos de uso particulares

- Soiling, Determinación de punto óptimo de limpieza
- Microgrids. – árbol de fallos e ineficiencias; análisis y determinación de costes; ayuda a la decisión de actuaciones
- Plantas “utility scale” Solar Fotovoltaica – árbol de fallos e ineficiencias; análisis y determinación de costes; ayuda a la decisión de actuaciones
- Plantas “utility scale” Solar de Concentración – árbol de fallos e ineficiencias; análisis y determinación de costes; ayuda a la decisión de actuaciones
- Plantas “industriales / residenciales”. árbol de fallos e ineficiencias; análisis y determinación de costes; ayuda a la decisión de actuaciones

En la primera fase del proyecto se han analizado los requisitos en el mantenimiento de la generación renovable, se ha definido la solución global llevando en cuenta las soluciones existentes de mantenimiento predictivo y también se ha definido los casos de uso. Adicionalmente, se han identificado los modos de fallo e ineficiencia en los distintos casos de uso, bien como los elementos críticos y sus respectivos árboles de fallos. A continuación, se muestran los paquetes de trabajo propuestos con sus respectivos entregables, descritos en la Tabla 3.

Tabla 4 Paquetes de trabajo del proyecto BigER

N.º del PT	1
Título del PT	Gestión y coordinación
Descripción	El objetivo de la actividad de Gestión de proyectos es gestionar la coordinación del esfuerzo entre los socios, para asegurar la operación efectiva del proyecto, la entrega oportuna de los resultados dentro del presupuesto al tiempo que garantiza estándares de alta calidad. La identificación y explotación de las sinergias entre las actividades se garantiza mediante la gestión técnica y administrativa de forma continua durante todo el proyecto. Además, esta actividad gestiona los riesgos identificados en todos los niveles del proyecto al garantizar que se ejecuten todas las acciones de mitigación.
Salida: Entregables	E1.1. Actas de las reuniones (al menos 3 reuniones, una de inicio Kick -off meeting, una intermedia y una de cierre del proyecto). E1.2. Informes de estado: un informe intermedio y un informe final de control de cumplimiento de actividades, entregables y plazos. E1.3. Información sobre justificación.

N.º del PT	2
-------------------	----------

Título del PT	Análisis del sistema, definición del problema, especificación de los KPI
Descripción	El objetivo de este Paquete de Trabajo analizar y proponer una solución completa para el proyecto, teniendo en cuenta los principales desafíos a superar la necesidad desde el punto de vista del negocio, que se relaciona principalmente con cómo aprovechar al máximo los datos disponibles para generar valor agregado e información a partir de sus conocimientos, analizando qué tipo de respuestas espera el negocio (reducción de costes, incrementos de la ratio PR). Cómo recopilar, almacenar y administrar datos para que sean consistentes y confiables para su procesamiento. Cómo las soluciones desarrolladas son lo suficientemente adaptables a la variedad de topologías y configuraciones existentes en las plantas reales en operación en la industria solar.
Salida: Entregables	E2.1 Retos de mantenimiento predictivo en la generación renovable. E2.2 Especificación de la solución y definición de los casos de uso de mantenimiento predictivo en la generación renovable

N.º del PT	3
Título del PT	Identificación de normalidad y modos de fallo en infraestructuras de generación renovables
Descripción	Este paquete de trabajo se centrará en el análisis para cada uno de los casos de uso definidos en PT2 de la configuración de los sistemas, identificación de los equipos críticos y determinación de la casuística que pueda dar lugar a un fallo de fiabilidad de la planta o falta de eficiencia.
Salida: Entregables	E3.1. Caracterización de activos renovables. Definición de modos de fallos e ineficiencias para los casos de uso propuestos. E3.2. Identificación de operación de los elementos fuera de normalidad - versión alfa. Para cada caso de uso propuesto, identificación de elementos críticos, rango de operatividad y anomalía para la detección temprana de fallo. E3.3. Identificación de operación de los elementos fuera de normalidad - versión final. Para cada caso de uso propuesto, identificación de elementos críticos, rango de operatividad y anomalía para la detección temprana de fallo

N.º del PT	4
Título del PT	Metodologías para la optimización de actuaciones

Descripción	En este paquete de trabajo se establecerán las metodologías que permitirán la optimización de las actuaciones de mantenimiento. Las actividades del paquete de trabajo se categorizan, cada una, en cuatro grupos diferenciados, los tres primeros, en función del tamaño de la instalación: Microgrids, “Utility Scale”, e industriales (o grupo de residenciales); y un cuarto grupo, “Soiling” que tiene entidad propia para ser estudiado y modelado independientemente del tamaño de las instalaciones fotovoltaicas. También se buscará la mayor generalización posible en la definición de las metodologías para el mantenimiento predictivo. Se partirá desde la identificación de modelos actuales e indicadores para las distintas categorías y “Soiling”, hasta llegar a un modelo optimizado de gestión del mantenimiento predictivo basado en costes y riesgos.
Salida: Entregables	E4.1. Documento de modelado de las actuaciones de operación y mantenimiento. E4.2. Optimización de procesos de operación y mantenimiento en renovables. Modelado e implementación de una metodología basada en costes. E4.3. Análisis y definición de Metodologías para el mantenimiento predictivo. Aproximación “risk” frente a “cost priority”. Modelado e implementación de metodología.

N.º del PT	5
Título del PT	Desarrollo de algoritmos y herramientas de optimización de mantenimiento predictivo de plantas renovables
Descripción	El objetivo de este Paquete de Trabajo es desarrollar algoritmos basados en el aprendizaje automático e inteligencia artificial que puedan detectar, clasificar y predecir fallos en los elementos más críticos de las plantas fotovoltaicas de diversa envergadura, así como de plantas solares de concentración. Los algoritmos se validarán en los entornos simulados de forma previa a la de validación a través de pruebas unitarias de los mismos.
Salida: Entregables	E5.1. Algoritmos para la optimización de las actividades de mantenimiento predictivo - versión alfa. E5.2. Algoritmos para la optimización de las actividades de mantenimiento predictivo - versión beta. E5.3. Herramientas de ayuda a la decisión de actuaciones de O&M en plantas PV y CSP

N.º del PT	6
Título del PT	Validación de pruebas de concepto
Descripción	Este paquete de trabajo se centrará en la validación de la solución integrada en condiciones controladas de laboratorio y dentro de un entorno relevante en cada caso de uso (TRL 4-5): árbol de fallos e ineficiencias, análisis y determinación de costes y ayuda a la decisión de actuaciones para i) microgrids, ii) plantas solares ‘utility scale’ y iii) plantas FV industriales, bien como la iv) determinación del punto óptimo de limpieza.

	Mediante la metodología de los casos de uso definidos en el paquete de trabajo PT2, el resultado de cada funcionalidad (detección de fallos, anomalías, ineficiencias, mecanismos de pérdida de rendimiento, etc.) será medida de manera integrada. La Universidad de Jaén, como coordinadora de este paquete de trabajo, comprobará que todas las validaciones de las pruebas de concepto sean realizadas de manera óptima y de acuerdo con la metodología propuesta. La mayoría de los resultados esperados de este paquete de trabajo, serán realizados en las fases II y III.
Salida: Entregables	E6.1 Análisis preliminar de la metodología de validación (Fase I). E6.2 Plataforma analítica de datos (Fase II y III). E6.3 Descripción de los casos de uso (Fase II y III). E6.4 Análisis final de resultados del prototipo (Fase II y III)

N.º del PT	7
Título del PT	Comunicación y diseminación
Descripción	onTech será la entidad que lidere los trabajos incluidos en el Plan de Comunicación y Diseminación del proyecto, en coordinación con el resto de las entidades que forman parte del consorcio. Todas las referencias al proyecto indicarán que el mismo ha sido apoyado por el Ministerio de Industria, Comercio y Turismo e incluirá en las medidas de publicidad, el logo del Gobierno de España, del mencionado Ministerio y del programa de apoyo a agrupaciones empresariales innovadoras. Las ayudas financiadas por el Mecanismo de Recuperación y Resiliencia se publicitarán conforme a la normativa europea y nacional aplicable. Deberán incluirse en las medidas de información y comunicación de las actuaciones que desarrollan las inversiones, el emblema de la Unión Europea, junto al cual se incluirá el texto citado en la orden que hace referencia a los fondos Next Generation EU y el logo oficial del Plan de Recuperación. Además, tanto onTech como las empresas vinculadas al consorcio darán difusión al proyecto en los foros, encuentros y congresos regionales, nacionales e internacionales en los que participen, y en su caso la publicación de los resultados, siempre que sea posible.
Salida: entregables	E7.1. Plan de Comunicación del proyecto elaborado por onTech. E7.2. Evidencias de la publicación del proyecto en la página web de onTech y de los miembros del consorcio. E7.3. Notas de prensa elaboradas por el Departamento de Comunicación. E7.4. Entradas en el blog de onTech. E7.5. Dossier de Prensa con las informaciones publicadas por los medios de comunicación a partir de las acciones informativas de onTech. E7.6. Evidencias de las entradas en redes sociales (Twitter, Facebook y LinkedIn). E7.7. Newsletter de onTech. E7.8. Fotografías y evidencias de la participación de onTech y las empresas del consorcio en foros, congresos y encuentros especializados.

4

Conclusiones y Líneas Futuras de Investigación

En este capítulo, se presentan las principales conclusiones derivadas de la Tesis Doctoral, seguidas de las futuras líneas de investigación que pueden complementar los resultados obtenidos. Los trabajos realizados han validado las hipótesis iniciales y los problemas de investigación que la Tesis pretendía dar respuesta.

El objetivo de esta Tesis Doctoral era realizar contribuciones relevantes para ampliar el conocimiento existente sobre soiling en sistemas FV y, específicamente, sobre el impacto de los parámetros ambientales en el modelado de las pérdidas causadas por soiling. A continuación, se presentan las principales conclusiones alcanzadas:

- El soiling es un problema importante que requiere estrategias de mitigación adaptadas a las condiciones y la configuración de cada emplazamiento. Debido a la complejidad y variabilidad de la suciedad, es esencial realizar un seguimiento continuo.
- El soiling también puede estimarse utilizando datos de rendimiento fotovoltaico o parámetros ambientales sin sistemas de monitorización específicos. Se revisaron los modelos existentes, destacando la necesidad de realizar estudios comparativos y esfuerzos de validación.
- Un análisis económico proporcionó información sobre el coste máximo admisible de la monitorización de soiling, basado en evaluaciones de mitigación. Los sistemas fotovoltaicos de mayor potencia nominal (> 100 MW) y una mayor recuperación de las pérdidas por soiling (50%) tras la mitigación permiten aumentar los costes de seguimiento y mitigación con un coste por sensor de hasta 1061 €/sensor.
- Es necesario validar los distintos modelos de estimación del soiling. Las evaluaciones iniciales de la estimación de soiling en todo EE.UU. mostraron similitudes entre dos modelos, pero destacaron la importancia de disponer de fuentes de entrada precisas y de reducir los errores de modelización que pueden ser mayores que 2x.
- Un seguimiento preciso de soiling es crucial para planificar estrategias eficaces de mitigación, maximizar el rendimiento energético, aumentar los beneficios y reducir el coste nivelado de la electricidad (LCOE). En el sur de España se compararon modelos de estimación que utilizaban datos medioambientales obtenidos por satélite. Tres modelos

obtuvieron buenos resultados en una región con bajas pérdidas medias y estacionales por soiling con un R^2 mayor que 0.60 y un RMSE menor que 1.55%.

- La caracterización adecuada de las propiedades ópticas y de las especies de materia particulada (PM) acumuladas es vital para una estimación precisa. Los umbrales de limpieza y los factores dependientes del lugar afectan a la aplicabilidad de los modelos de estimación en todo el mundo, por lo que es necesario seguir investigando.
- El polen representa una forma distinta de soiling que depende del lugar y se comporta de manera diferente, lo que requiere métodos de identificación alternativos o mejorados.
- Los sistemas FV afectados por el polen experimentaron una lenta recuperación tras periodos de alta deposición de partículas, y la correlación entre los patrones de precipitaciones y la acumulación de suciedad, la recuperación y la limpieza natural fue baja. Fue necesaria la limpieza manual para eliminar la suciedad residual no arrastrada por la lluvia, lo que dio lugar a tasas de recuperación que oscilaban entre el 5% y el 11%. Los métodos SRR y FRP se consideraron inadecuados para estos lugares, ya que suponen limpiezas bruscas tras precipitaciones importantes.
- El proyecto BlgER ha supuesto un incremento de la transferencia del conocimiento por parte de la Universidad de Jaén hacia la industria, generando un fortalecimiento de las redes de investigación. De esta forma, los resultados de la investigación desarrollados por las estructuras investigadoras de la Universidad de Jaén se alinearán de mejor forma con las necesidades en materia de I+D+i del entorno de la industria de sistema de control, gestión de datos y del sector energético renovable español.

Las principales líneas futuras de investigación son:

- Aplicaciones de los modelos de estimación de soiling mediante parámetros ambientales en distintas condiciones climáticas y su impacto en la optimización de las tareas de limpieza.
- Utilización de muestras de vidrio para análisis microscópicas de polen y otras partículas orgánicas.
- Análisis de los procesos de soiling en nuevos sistemas FV, como pueden ser los sistemas agrivoltaicos y flotantes que se pueden ver bastante afectados por el ambiente.
- Seguimiento de las siguientes fases del proyecto de transferencia del conocimiento BIGER para maximizar el impacto de los resultados en la industria del sector.

4

Conclusions and future research lines

In this chapter, the main conclusions derived from the Doctoral Thesis are presented, followed by future lines of research that may complement the results obtained. The work carried out has validated the initial hypotheses and the research problems that the thesis was intended to address.

The objective of this Doctoral Thesis was to make relevant contributions to extend the existing knowledge on soiling in PV systems and, specifically, on the impact of environmental parameters in the modelling of soiling losses. The main conclusions reached are presented below:

- Soiling is a significant issue that requires mitigation strategies tailored to each site's conditions and configuration. Continuous monitoring is essential due to the complexity and variability of soiling.
- Soiling can also be estimated using PV performance data or environmental parameters without specific monitors. Existing models were reviewed, highlighting the need for comparative studies and validation efforts.
- An economic analysis provided insights into the maximum allowable cost for soiling monitoring, based on mitigation assessments. Larger PV systems (> 100MW) and higher soiling loss (50%) recovery after mitigation allow for higher monitoring and mitigation costs with a cost per sensor up to 1061 €/sensor.
- Validation efforts for different soiling estimation models are necessary. Initial assessments of estimated soiling in the entire USA showed similarities between two models but highlighted the importance of accurate input sources and reducing modeling errors that can be greater than 2x.
- Accurate soiling monitoring is crucial for planning effective mitigation strategies, maximizing energy performance, increasing profits, and reducing the levelized cost of electricity (LCOE). Estimation models using satellite environmental data were compared in southern Spain, with three models performing well in a region with low average and seasonal soiling losses with a R^2 greater than 0.60 and RMSE lower than 1.55%.
- Proper characterization of optical properties and accumulated particulate matter (PM) species is vital for accurate estimation. Cleaning thresholds and site-dependent factors

affect the applicability of estimation models worldwide, necessitating further investigations.

- The BigER project has led to an increase in the transfer of knowledge from the University of Jaén to industry, generating a strengthening of research networks. In this way, the results of the research developed by the research structures of the University of Jaén will be better aligned with the R&D&I need of the control system industry, data management and the Spanish renewable energy sector.

The main future lines of research are:

- Applications of soiling estimation models using environmental parameters in different climatic conditions and their impact on the optimization of cleaning tasks.
- Use of glass samples for microscopic analysis of pollen and other organic particles.
- Analysis of soiling processes in new PV systems, such as agrovoltaic and floating systems, which can be strongly affected by the environment.
- Follow-up of the next phases of the BIGER knowledge transfer project.

5

Bibliografía

- [1] F. Martins, C. Felgueiras, and M. Smitková, “Fossil fuel energy consumption in European countries,” *Energy Procedia*, vol. 153, pp. 107–111, 2018.
- [2] M. Usman, A. Jahanger, M. S. A. Makhdom, M. Radulescu, D. Balsalobre-Lorente, and E. Jianu, “An Empirical Investigation of Ecological Footprint Using Nuclear Energy, Industrialization, Fossil Fuels and Foreign Direct Investment,” *Energies*, vol. 15, no. 17, 2022.
- [3] Independent Group of Scientists appointed by the Secretary-General, “Global Sustainable Development Report 2019: The Future is Now – Science for Achieving Sustainable Development,” 2019.
- [4] European Commission, “Renewable energy targets.” [Online]. Available: https://energy.ec.europa.eu/topics/renewable-energy/renewable-energy-directive-targets-and-rules/renewable-energy-targets_en. [Accessed: 20-Feb-2023].
- [5] European Commission, “The European Green Deal,” 2019.
- [6] S. Europe, *Global Market Outlook For Solar Power/2022 - 2026*. 2022.
- [7] International Energy Agency, “Global Energy Review 2021,” 2021.
- [8] International Renewable Energy Agency, *Renewable Power Generation Costs in 2019*. 2020.
- [9] A. Ara, R. Gottschalg, A. Lee, and W. Hemetsberger, *Asset Management Best Practice Guidelines*. 2020.
- [10] Solar Power Europe, “Operation & Maintenance: Best practice Guidelines V5.0,” 2021.
- [11] J. G. Bessa, L. Micheli, F. Almonacid, and E. F. Fernández, “Monitoring Photovoltaic Soiling: Assessment, Challenges and Perspectives of Current and Potential Strategies,” *iScience*, vol. 24, no. 3, p. 102165, 2021.
- [12] G. P. Smestad *et al.*, “Modelling photovoltaic soiling losses through optical characterization,” *Sci. Rep.*, vol. 10, no. 1, pp. 1–13, 2020.
- [13] J. Herrmann, T. Lorenz, K. Slamova, E. Klimm, M. Koehl, and K. A. Weiss, “Desert applications of PV modules,” *2014 IEEE 40th Photovolt. Spec. Conf. PVSC 2014*, pp. 2043–2046, 2014.
- [14] R. K. Jones *et al.*, “Optimized Cleaning Cost and Schedule Based on Observed Soiling Conditions for Photovoltaic Plants in Central Saudi Arabia,” *IEEE J. Photovoltaics*, 2016.

- [15] K. Ilse *et al.*, “Techno-Economic Assessment of Soiling Losses and Mitigation Strategies for Solar Power Generation,” *Joule*, vol. 3, no. 10. pp. 2303–2321, 2019.
- [16] International Electrotechnical Commission, “Photovoltaic system performance – Part 1: Monitoring (IEC 61724-1, Edition 1.0, 2017-03).” IEC, Geneva, Switzerland, 2017.
- [17] D. L. King, W. E. Boyson, and J. A. Kratochvil, “Photovoltaic array performance model, SANDIA Report SAND2004-3535,” *Sandia Rep. No. 2004-3535*, vol. 8, no. December, pp. 1–19, 2004.
- [18] A. Kimber, L. Mitchell, S. Nogradi, and H. Wenger, “The effect of soiling on large grid-connected photovoltaic systems in California and the Southwest Region of the United States,” *Conf. Rec. 2006 IEEE 4th World Conf. Photovolt. Energy Conversion, WCPEC-4*, vol. 2, pp. 2391–2395, 2007.
- [19] M. G. Deceglie, L. Micheli, and M. Muller, “Quantifying Soiling Loss Directly from PV Yield,” *IEEE J. Photovoltaics*, vol. 8, no. 2, pp. 547–551, 2018.
- [20] L. Micheli, M. G. Deceglie, and M. Muller, “Predicting photovoltaic soiling losses using environmental parameters: An update,” *Prog. Photovoltaics Res. Appl.*, vol. 27, no. 3, pp. 210–219, Mar. 2019.
- [21] L. Micheli and M. Muller, “An investigation of the key parameters for predicting PV soiling losses,” *Prog. Photovoltaics Res. Appl.*, 2017.
- [22] J. Li, B. E. Carlson, and A. A. Lacis, “How well do satellite AOD observations represent the spatial and temporal variability of PM_{2.5} concentration for the United States?,” *Atmos. Environ.*, vol. 102, pp. 260–273, 2015.
- [23] R. R. Cordero *et al.*, “Effects of soiling on photovoltaic (PV) modules in the Atacama Desert,” *Sci. Rep.*, vol. 8, no. 1, pp. 1–14, 2018.
- [24] L. Boyle, H. Flinchpaugh, and M. Hannigan, “Impact of natural soiling on the transmission of PV cover plates,” in *Conference Record of the IEEE Photovoltaic Specialists Conference*, 2013, pp. 3276–3278.
- [25] B. Figgis, A. Ennaoui, B. Guo, W. Javed, and E. Chen, “Outdoor soiling microscope for measuring particle deposition and resuspension,” *Sol. Energy*, vol. 137, no. August, pp. 158–164, 2016.
- [26] W. Javed, B. Guo, and B. Figgis, “Modeling of photovoltaic soiling loss as a function of environmental variables,” *Sol. Energy*, vol. 157, no. September, pp. 397–407, 2017.
- [27] M. H. Bergin, C. Ghoroi, D. Dixit, J. J. Schauer, and D. T. Shindell, “Large Reductions in Solar Energy Production Due to Dust and Particulate Air Pollution,” *Environ. Sci. Technol. Lett.*, vol. 4, no. 8, pp. 339–344, 2017.
- [28] M. Coello and L. Boyle, “Simple Model for Predicting Time Series Soiling of Photovoltaic Panels,” *IEEE J. Photovoltaics*, vol. 9, no. 5, pp. 1382–1387, 2019.
- [29] S. You, Y. J. Lim, Y. Dai, and C. H. Wang, “On the temporal modelling of solar photovoltaic soiling: Energy and economic impacts in seven cities,” *Appl. Energy*, vol. 228, no. March, pp. 1136–1146, 2018.
- [30] S. Toth, M. Hannigan, M. Vance, and M. Deceglie, “Predicting photovoltaic soiling from air quality measurements,” *IEEE J. Photovoltaics*, pp. 1–6, 2020.
- [31] G. Hu, T. Cai, C. Chen, and S. Duan, “Solutions for SCADA system communication reliability in photovoltaic power plants,” *2009 IEEE 6th Int. Power Electron. Motion Control Conf. IPEMC '09*, vol. 3, pp. 2482–2485, 2009.

- [32] S. Pelland, P. Pawar, A. Veeramani, W. Gustafson, and L. L. A. Etringer, "Testing Global Models of Photovoltaic Soiling Ratios Against Field Test Data Worldwide," *2018 IEEE 7th World Conf. Photovolt. Energy Conversion, WCPEC 2018 - A Jt. Conf. 45th IEEE PVSC, 28th PVSEC 34th EU PVSEC*, pp. 3442–3446, 2018.
- [33] E. Commission and D.-G. for R. and Innovation, *Horizon Europe : strategic plan 2021-2024*. Publications Office of the European Union, 2021.
- [34] IEA, IRENA, UNSD, WB, and WHO, "Tracking SDG 7: The Energy Progress Report 2019. Washington, DC," 2019.
- [35] European Technology and Innovation Platform for Photovoltaics (ETIP PV), "Strategic Research and Innovation Agenda on Photovoltaics," 2022.
- [36] European Commission, "Digital Europe Work Programme 2023-2024," no. 2023, 2024.
- [37] Gobierno de España, "Agenda Digital para España," pp. 1–59, 2013.
- [38] Junta de Andalucía, "ESTRATEGIA DE INNOVACIÓN DE ANDALUCÍA 2020 RIS3 ANDALUCÍA," 2020.
- [39] L. Micheli and M. Muller, "Seasonal trends of soiling on PV systems," *2017 IEEE 44th Photovolt. Spec. Conf.*, no. April 2018, 2017.
- [40] L. Micheli and M. G. Deceglie, "Predicting Future Soiling Losses Using Environmental Data," *35th Eur. Photovolt. Sol. Energy Conf. Exhib.*, no. October, pp. 1–4, 2018.
- [41] L. Micheli, M. Muller, and S. Kurtz, "Determining the effects of environment and atmospheric parameters on PV field performance," *2017 IEEE 44th Photovolt. Spec. Conf. PVSC 2017*, no. 3, pp. 1–6, 2017.
- [42] L. Micheli, E. F. Fernández, M. Muller, and F. Almonacid, "Extracting and Generating PV Soiling Profiles for Analysis, Forecasting and Cleaning Optimization (under review)," *IEEE J. Photovoltaics*, vol. PP, pp. 1–9, 2019.
- [43] M. A. Bahattab *et al.*, "Anti-soiling surfaces for PV applications prepared by sol-gel processing: Comparison of laboratory testing and outdoor exposure," *Sol. Energy Mater. Sol. Cells*, vol. 157, pp. 422–428, 2016.
- [44] V. Naumann *et al.*, "Comprehensive analysis of soiling and cementation processes on PV modules in Qatar," *Sol. Energy Mater. Sol. Cells*, vol. 186, no. March, pp. 309–323, 2018.
- [45] A. Einhorn *et al.*, "Evaluation of soiling and potential mitigation approaches on photovoltaic glass," *IEEE J. Photovoltaics*, vol. 9, no. 1, pp. 233–239, 2019.
- [46] L. Micheli *et al.*, "A unified global investigation on the spectral effects of soiling losses of PV glass substrates: preliminary results," *43rd IEEE Photovolt. Spec. Conf.*, pp. 3–8, 2017.
- [47] P. D. Burton, A. Hendrickson, S. S. Ulibarri, D. Riley, W. E. Boyson, and B. H. King, "Pattern Effects of Soil on Photovoltaic Surfaces," *IEEE J. Photovoltaics*, vol. 6, no. 4, pp. 976–980, 2016.
- [48] B. Figgis, A. Ennaoui, S. Ahzi, and Y. Remond, "Review of PV soiling measurement methods," *Proc. 2016 Int. Renew. Sustain. Energy Conf. IRSEC 2016*, pp. 176–180, 2016.
- [49] M. Muller, J. Morse, L. Micheli, F. Almonacid, and E. F. Fernandez, "Design and Indoor Validation of 'DUSST': A Novel Low- Maintenance Soiling Station Preprint," no. September, 2018.

- [50] A. F. Solas, L. Micheli, M. Muller, F. Almonacid, and E. F. Fernández, “Design, Characterization and Indoor Validation of the Optical Soiling Detector ‘DUSST,’” vol. 211, no. November, pp. 1459–1468, 2020.
- [51] M. Gostein, T. Duster, and C. Thuman, “Accurately measuring PV soiling losses with soiling station employing module power measurements,” *2015 IEEE 42nd Photovolt. Spec. Conf. PVSC 2015*, 2015.
- [52] W. Javed, B. Guo, B. Figgis, L. Martin Pomares, and B. Aïssa, “Multi-year field assessment of seasonal variability of photovoltaic soiling and environmental factors in a desert environment,” *Sol. Energy*, vol. 211, no. November, pp. 1392–1402, 2020.
- [53] M. Kottek, J. Grieser, C. Beck, B. Rudolf, and F. Rubel, “World map of the Köppen-Geiger climate classification updated,” *Meteorol. Zeitschrift*, vol. 15, no. 3, pp. 259–263, 2006.
- [54] R. Hammond, D. Srinivasan, A. Harris, K. Whitfield, and J. Wohlgemuth, “Effects of soiling on PV module and radiometer performance,” *Conf. Rec. IEEE Photovolt. Spec. Conf.*, pp. 1121–1124, 1997.
- [55] J. R. Caron and B. Littmann, “Direct monitoring of energy lost due to soiling on first solar modules in California,” *IEEE J. Photovoltaics*, vol. 3, no. 1, pp. 336–340, 2013.
- [56] M. García, L. Marroyo, E. Lorenzo, and M. Pérez, “Soiling and other optical losses in solar-tracking PV plants in navarra,” *Prog. Photovoltaics Res. Appl.*, vol. 19, no. 2, pp. 211–217, 2011.
- [57] M. Gostein, J. R. Caron, and B. Littmann, “Measuring soiling losses at utility-scale PV power plants,” *2014 IEEE 40th Photovolt. Spec. Conf. PVSC 2014*, pp. 885–890, 2014.
- [58] P. Besson, C. Munoz, G. Ramirez-Sagner, M. Salgado, R. Escobar, and W. Platzer, “Long-Term Soiling Analysis for Three Photovoltaic Technologies in Santiago Region,” *IEEE J. Photovoltaics*, vol. 7, no. 6, pp. 1755–1760, 2017.
- [59] L. Micheli, M. G. Deceglie, and M. Muller, “Mapping photovoltaic soiling using spatial interpolation techniques,” *IEEE J. Photovoltaics*, vol. 9, no. 1, pp. 272–277, 2019.
- [60] M. Valerino, M. Bergin, C. Ghoroi, A. Ratnaparkhi, and G. P. Smestad, “Low-cost solar PV soiling sensor validation and size resolved soiling impacts: A comprehensive field study in Western India,” *Sol. Energy*, vol. 204, no. March, pp. 307–315, 2020.
- [61] R. Conceição, I. Vázquez, L. Fialho, and D. García, “Soiling and rainfall effect on PV technology in rural Southern Europe,” *Renew. Energy*, vol. 156, pp. 743–747, 2020.
- [62] X. Li, D. L. Mauzerall, and M. H. Bergin, “Global reduction of solar power generation efficiency due to aerosols and panel soiling,” *Nat. Sustain.*, vol. 3, no. 9, pp. 720–727, 2020.
- [63] L. Micheli, E. F. Fernández, J. T. Aguilera, and F. Almonacid, “Economics of seasonal photovoltaic soiling and cleaning optimization scenarios,” *Energy*, vol. 215, p. 119018, Jan. 2021.
- [64] M. G. Deceglie, M. Muller, Z. Defreitas, and S. Kurtz, “A scalable method for extracting soiling rates from PV production data,” *2017 IEEE 44th Photovolt. Spec. Conf. PVSC 2017*, no. June, pp. 1–5, 2018.
- [65] National Renewable Energy Laboratory, “PV_soiling: code for extracting soiling loss from PV plant data,” 2018. .
- [66] L. Micheli, E. F. Fernandez, M. Muller, and F. Almonacid, “Extracting and Generating PV Soiling Profiles for Analysis, Forecasting, and Cleaning Optimization,” *IEEE J.*

- Photovoltaics*, vol. 10, no. 1, pp. 197–205, Jan. 2020.
- [67] L. Micheli, M. Muller, E. F. Fernandez, E. F. Fernández, and F. M. Almonacid, “Segmentation of Deposition Periods: An Opportunity to Improve PV Soiling Extractio,” in *IEEE 45th Photovoltaic Specialist Conference (PVSC)*, 2020.
 - [68] A. Skomedal and M. G. Deceglie, “Combined Estimation of Degradation and Soiling Losses in Photovoltaic Systems,” *IEEE J. Photovoltaics*, vol. 10, no. 6, pp. 1788–1796, 2020.
 - [69] R. R. Labbe, “Kalman and Bayesian Filters in Python,” 2016. [Online]. Available: https://elec3004.uqcloud.net/2015/tutes/Kalman_and_Bayesian_Filters_in_Python.pdf.
 - [70] Z. Defreitas, A. Ramirez, B. Huang, S. Kurtz, M. Muller, and M. Deceglie, “Evaluating the Accuracy of Various Irradiance Models in Detecting Soiling of Irradiance Sensors,” *Conf. Rec. IEEE Photovolt. Spec. Conf.*, pp. 2223–2228, 2019.
 - [71] Bundesnetzagentur, “Pow-er plant list,” 2017. [Online]. Available: https://www.bundesnetzagentur.de/EN/Areas/Energy/Companies/SecurityOfSupply/GeneratingCapacity/PowerPlantList/PubliPowerPlantList_node.html.
 - [72] Government of India, “Ministry of New and Renewable Energy,” 2019. [Online]. Available: <http://mnre.gov.in/>.
 - [73] Energy Services Manager GSE SpA, “Atlasoe Italy,” 2019. [Online]. Available: <http://atlasole.gse.it/atlasole/>.
 - [74] Electra Spain, “Conjunto de datos de productores de energia electrica,” 2019. [Online]. Available: <https://sedeaplicaciones.minetur.gob.es/electra/BuscarDatos.aspx>.
 - [75] U.S. Energy Information Administration, “Capacity of Electric power plants,” 2019. [Online]. Available: <https://www.eia.gov/electricity/data.php>.
 - [76] Solar Power Europe, “Global Market Outlook for Solar Power: 2020-2024,” *Glob. Mark. Outlook*, 2020.
 - [77] Solar Power Europe, “Global Market Outlook for Solar Power: 2019-2023,” *Glob. Mark. Outlook*, p. 92, 2019.
 - [78] United States Environmental Protection Agency, “Guidelines for reporting of daily air quality - Air Quality Index (AQI),” pp. 1–31, 2006.
 - [79] Global Modeling and Assimilation Office, “Modern-Era Retrospective analysis for Research and Applications, Version 2 FAQ,” [Online]. Available: <https://gmao.gsfc.nasa.gov/reanalysis/MERRA-2/FAQ/>. [Accessed: 21-May-2021].
 - [80] P. C. G.-O. S. University, “PRISM Gridded Climate Data.” [Online]. Available: <http://prism.oregonstate.edu>. [Accessed: 18-Sep-2022].
 - [81] A. a Hegazy, “Effect of dust accumulation on solar transmittance through glass covers of plate-type collectors,” *Renew. Energy*, vol. 22, pp. 525–540, 2001.
 - [82] C. S. Saiz, J. P. Martínez, and N. M. Chivelet, “Influence of pollen on solar photovoltaic energy: Literature review and experimental testing with pollen,” *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 10, no. 14. MDPI AG, 01-Jul-2020.
 - [83] M. Valerino, A. Ratnaparkhi, C. Ghoroi, and M. Bergin, “Seasonal photovoltaic soiling : Analysis of size and composition of deposited particulate matter,” *Sol. Energy*, vol. 227, no. August, pp. 44–55, 2021.
 - [84] W. Javed, B. Guo, B. Figgis, and B. Aïssa, “Dust potency in the context of solar

- photovoltaic (PV) soiling loss,” *Sol. Energy*, vol. 220, no. January, pp. 1040–1052, 2021.
- [85] H. Lin, Z. Qu, and J. C. Meredith, “Pressure sensitive microparticle adhesion through biomimicry of the pollen-stigma interaction,” *Soft Matter*, vol. 12, no. 11, pp. 2965–2975, 2016.
 - [86] S. Ito and S. N. Gorb, “Fresh ‘pollen Adhesive’ Weakens Humidity-Dependent Pollen Adhesion,” *ACS Appl. Mater. Interfaces*, vol. 11, no. 27, pp. 24691–24698, 2019.
 - [87] H. Lin, I. Gomez, and J. C. Meredith, “Pollenkitt wetting mechanism enables species-specific tunable pollen adhesion,” *Langmuir*, vol. 29, no. 9, pp. 3012–3023, 2013.
 - [88] D. E. Aylor, M. T. Boehm, and E. J. Shields, “Quantifying aerial concentrations of maize pollen in the atmospheric surface layer using remote-piloted airplanes and Lagrangian stochastic modeling,” *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, vol. 45, no. 7, pp. 1003–1015, 2006.
 - [89] S. Huth, L. M. Schwarz, and S. N. Gorb, “Quantifying the Influence of Pollen Aging on the Adhesive Properties of *Hypochaeris radicata* Pollen,” *Insects*, vol. 13, no. 9, pp. 1–13, 2022.
 - [90] S. Ito and S. N. Gorb, “Attachment-based mechanisms underlying capture and release of pollen grains,” *J. R. Soc. Interface*, vol. 16, no. 157, 2019.
 - [91] E. Pacini and M. Hesse, “Pollenkitt - Its composition, forms and functions,” *Flora Morphol. Distrib. Funct. Ecol. Plants*, vol. 200, no. 5, pp. 399–415, 2005.
 - [92] Z. Qu and J. C. Meredith, “The atypically high modulus of pollen exine,” *J. R. Soc. Interface*, vol. 15, no. 146, 2018.
 - [93] “PalDat - Palynological Database.” [Online]. Available: <https://www.paldat.org/>. [Accessed: 23-Feb-2023].
 - [94] R. Appels *et al.*, “Effect of soiling on photovoltaic modules,” *Sol. Energy*, vol. 96, pp. 283–291, 2013.
 - [95] R. Conceição, H. G. Silva, J. Mirão, and M. Collares-Pereira, “Organic soiling: The role of pollen in PV module performance degradation,” *Energies*, vol. 11, no. 2, pp. 1–13, 2018.
 - [96] M. G. Deceglie *et al.*, “RdTools.” .
 - [97] National Agricultural Statistic Service, “CroplandCROS,” <https://croplandcros.scinet.usda.gov/>. .
 - [98] A. E. Frazier and B. L. Hemingway, “A technical review of planet smallsat data: Practical considerations for processing and using planetscope imagery,” *Remote Sens.*, vol. 13, no. 19, 2021.
 - [99] N. A. S. Service, “Census of Agriculture.” [Online]. Available: <https://www.nass.usda.gov/Publications/AgCensus>. [Accessed: 18-Dec-2022].
 - [100] “National Land Cover Database,” <https://databasin.org/>. .
 - [101] “Ambee.” [Online]. Available: <https://www.getambee.com/>. [Accessed: 23-Jan-2023].
 - [102] North Carolina Wildlife Federation, “Bloom Calendar,” 2022. [Online]. Available: <https://ncwf.org/wp-content/uploads/NCWF-Bloom-Calendar.pdf>.
 - [103] M. Boi, “Pollen attachment in common materials,” *Aerobiologia (Bologna)*, vol. 31, no. 2, pp. 261–270, 2015.
 - [104] B. Figgis *et al.*, “Investigation of factors affecting condensation on soiled PV modules,”

Sol. Energy, vol. 159, no. October 2017, pp. 488–500, 2018.

- [105] A. Livera, M. Theristis, L. Micheli, E. F. Fernandez, J. S. Stein, and G. E. Georghiou, “Operation and Maintenance Decision Support System for Photovoltaic Systems,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 42481–42496, 2022.

Parte 2: Compendio

Publicaciones

Listado de publicaciones aceptadas o en estado de revisión, en orden cronológico:

- [I] Bessa, J.G., Micheli, L., Almonacid, F., Fernández, E.F., 2021. Monitoring Photovoltaic Soiling: Assessment, Challenges and Perspectives of Current and Potential Strategies. *iScience* 24, 102165. <https://doi.org/10.1016/j.isci.2021.102165>
- [II] Micheli, L., Smestad, G.P., Bessa, J.G., Muller, M., Fernandez, E.F., Almonacid, F., 2021b. Tracking Soiling Losses: Assessment, Uncertainty, and Challenges in Mapping. *IEEE J. Photovoltaics* 12, 114–118. <https://doi.org/10.1109/jphotov.2021.3113858>
- [III] Bessa, J.G., Micheli, L., Romero, J., Fernández, E., Almonacid, F., 2022. Estimation of Photovoltaic Soiling using Environmental Parameters: A comparative analysis of existing models. *Adv. Sustain. Syst.* 2100335, 1–12. <https://doi.org/10.1002/adsu.202100335>

Comunicaciones a congresos

- [IV] J. Bessa, L. Micheli, F. Almonacid and E. F. Fernández, “Experimental Comparison of the Soiling Effect on Different PV Technologies”, 36th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition(EUPVSEC), Marseille, France, 2019.
- [V] J. Bessa, L. Micheli, F. Almonacid and E. F. Fernández, “Experimental Comparison of the Soiling Effect on Different PV Technologies: preliminary results”, International PV Soiling Workshop, Marrakech, Morocco , 2019.
- [VI] J. Bessa, L. Micheli, F. Almonacid and E. F. Fernández, “Market analysis and economic assessment of photovoltaic soiling monitors”, 38th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition(EUPVSEC), Online, 2021
- [VII] J. Bessa, A.F. Solas, L. Micheli, F. Almonacid and E. F. Fernández, “Results of Environmental-Based PV Soiling Models after Extreme Dust Events: The Case of Saharan Dust Intrusions in Southern Spain”, 49th IEEE Photovoltaic Specialists Conference (IEEE PVSC), Philadelphia, USA, 2022.
- [VIII] J. Bessa, M. Valerino, M. Muller, M. Bergin, L. Micheli, F. Almonacid and E. F. Fernández, “An investigation on the pollen-induced soiling losses in utility-scale PV plants”, 50th IEEE Photovoltaic Specialists Conference (IEEE PVSC), San Juan, Puerto Rico, 2023.

Otras Publicaciones relacionadas con la Tesis

[IX] Araujo, L., Silva, C., Gonzaga, L., Ruiz, B., Criado-ram, D., Bessa, J.G., Micheli, L., Pegalajar, C., 2023. Assessing the impact of soiling on photovoltaic efficiency using supervised learning techniques 231, 0–2. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120816>

Actividades de transferencia del conocimiento

Referencia: AEI-010500-2022b-60

Convocatoria: Orden de 25 de junio de 2022, por la que se efectúa la convocatoria correspondiente a 2022 de las ayudas establecidas para el apoyo a Agrupaciones Empresariales Innovadoras, correspondientes en el marco del Plan de Recuperación, Transformación y Resiliencia.

Tipo de proyecto: Investigación Industrial

Participantes: ONTECH (líder), ISOTROL, KAYLON ENERGÍAS RENOVABLES SL; SOL-UTION PERFORMANCE AND ENGINEERING SERVICES SL; ATREBO S.L. y UNIVERSIDAD DE JAÉN.

Presupuesto del proyecto: 311.034,00€ de subvención con un presupuesto aceptado subvencionable de 423.877,00€

Ayuda concedida a la UJA: 48.445,00 € de subvención con un presupuesto aceptado subvencionable de 74.531,00 €.

Período de ejecución: desde el 01-08-2022 hasta el 29-04-2023.

Fecha de concesión: 25-11-2022.

Financia: *Iniciativa subvencionada por el Ministerio de Industria, Comercio y Turismo dentro del Programa de ayudas para el apoyo a Agrupaciones Empresariales Innovadoras (AEI) para contribuir a la mejora de la competitividad de las pequeñas y medianas empresas en el marco del Plan de Recuperación, Transformación y Resiliencia.*



PUBLICACIÓN I

Bessa, J.G., Micheli, L., Almonacid, F., Fernández, E.F., 2021. Monitoring Photovoltaic Soiling: Assessment, Challenges and Perspectives of Current and Potential Strategies. *iScience* 24, 102165. <https://doi.org/10.1016/j.isci.2021.102165>.

Factor de impacto: 6.107 (2021), Q1.

PUBLICACIÓN II

Micheli, L., Smestad, G.P., Bessa, J.G., Muller, M., Fernandez, E.F., Almonacid, F., 2021b. Tracking Soiling Losses: Assessment, Uncertainty, and Challenges in Mapping. IEEE J. Photovoltaics 12, 114–118. <https://doi.org/10.1109/jphotov.2021.3113858>

Factor de impacto: 4.401 (2021), Q2.

PUBLICACIÓN III

Bessa, J.G., Micheli, L., Romero, J., Fernández, E., Almonacid, F., 2022. Estimation of Photovoltaic Soiling using Environmental Parameters: A comparative analysis of existing models. *Adv. Sustain. Syst.* 2100335, 1–12. <https://doi.org/10.1002/adsu.202100335>

Factor de impacto: 6.737 (2021), Q1.

