



Universidad de Valladolid

ESCUELA DE INGENIERÍA INFORMÁTICA DE SEGOVIA

**Grado en Ingeniería Informática
de Servicios y Aplicaciones**

**Análisis de temperaturas en la Península Ibérica a
partir de proyecciones climáticas. Efecto en el
rendimiento de parques fotovoltaicos**

Autor: David Pino Peña

Tutores: María Luisa Martín Pérez y Javier Díaz Fernández

Índice General

Índice General.....	I
Índice de figuras	III
Índice de tablas	IV
Agradecimientos.....	V
Resumen	VII
Abstract.....	IX
Capítulo 1: Descripción del proyecto	1
1.1. Introducción	1
1.2. Objetivos	3
1.3. Motivación	4
1.4. Entorno de desarrollo y tecnologías.....	5
1.4.1. Anaconda.....	5
1.4.2. Jupyter notebook	5
1.4.3. Python.....	6
1.4.4. Módulos adicionales.....	7
1.4.5. Sistema de control de versiones	8
1.4.6. Entorno IDE VSCode.....	9
Capítulo 2: Planificación	11
2.1. Metodología de trabajo	11
2.2. Planificación del proyecto	12
2.2.1. Planificación inicial.....	12
2.2.2. Análisis de riesgos.....	15
2.2.3. Planificación final	18
2.2.4. Presupuesto.....	19
Capítulo 3: Datos y metodología.....	21
3.1. Descripción del modelo climático	21
3.2. Datos utilizados.....	25
3.3. Test estadísticos no paramétricos utilizados	26
3.3.1. Test de Mann-Whitney.....	27

3.3.2. Test de Mann-Kendall.....	28
3.4. Aplicación a energía solar.....	29
3.4.1. Área de estudio.....	29
3.4.2. Hora solar pico y potencia pico solar	30
3.4.3. Pérdida de rendimiento.....	31
3.4.4. Análisis de rendimiento en placas solares.....	32
Capítulo 4: Resultados.....	35
4.1. Análisis de diferencias de temperatura	35
4.1.1. Diferencias medias de temperatura	35
4.1.2. Distribución estacional de las diferencias de temperatura	38
4.2. Análisis de tendencias.....	45
4.2.1. Tendencias medias de temperatura	45
4.2.2. Distribución estacional de las tendencias de temperatura.....	49
4.3. Análisis del rendimiento fotovoltaico.....	58
Capítulo 5: Conclusiones.....	67
Bibliografía.....	71
Webgrafía	75
ANEXO I.....	79
A.1. Script de Cálculo de tendencias	79
A.2. Cálculo de diferencias significativas	81
A.3. Representación gráfica de mapas.....	83
A.4. Calculo de tendencia para rendimiento específico en placas solares.....	84

Índice de figuras

Figura 1: Matriz de escenarios SSP's.....	22
Figura 2 : Concentraciones de CO2 en la atmósfera a lo largo del siglo XXI	23
Figura 3: Ubicaciones de los parques solares seleccionados.....	30
Figura 4 : Gráfica de la evolución de la irradiancia solar a lo largo del día.....	31
Figura 5: Diferencias de T (2071-2100) – (1850-1879).....	38
Figura 6: Diferencias de TMAX (2071-2100) – (1850-1879).....	39
Figura 7: Diferencias de TMIN (2071-2100) – (1850-1879)	41
Figura 8: Diferencias de T (2015-2100) – (1925-2010).....	42
Figura 9: Diferencias de TMAX (2015-2100) – (1925-2010).....	43
Figura 10: Diferencias de TMAX (2015-2100) – (1925-2010)	44
Figura 11: Evolución y tendencia de la temperatura media anual en la Península Ibérica ..	45
Figura 12: Tendencias de temperaturas del modelo SSP5-8.5	46
Figura 13: Tendencias de las temperaturas en los diferentes periodos de tiempo.....	47
Figura 14: Tendencias en el periodo completo observado (1850-2100)	48
Figura 15 :Tendencias de T (1850-1879) en la Península Ibérica.....	50
Figura 16: Tendencias de TMAX (1850-1879) en la Península Ibérica.	51
Figura 17: Tendencias de TMIN (1850-1879) en la Península Ibérica.	52
Figura 18: Tendencias de T (2015-2100) en la Península Ibérica.....	53
Figura 19: Tendencias de TMAX (2015-2100) en la Península Ibérica.	54
Figura 20: Tendencias de TMIN (2015-2100) en la Península Ibérica	55
Figura 21: Tendencias de T (1850-2100) en la Península Ibérica.....	56
Figura 22: Tendencias de TMAX (1850-2100) en la Península Ibérica	57
Figura 23: Tendencias de TMIN (1850-2100) en la Península Ibérica	58
Figura 24: Media de días por mes en los que la temperatura se encuentra entre 0-28°C.....	65

Índice de tablas

Tabla 1: Costes de tiempo en el proyecto en función del nivel del riesgo.	15
Tabla 2: Probabilidad y niveles de riesgo dentro del proyecto.	16
Tabla 3: Niveles de prioridad en función de los niveles de probabilidad.....	16
Tabla 4: Análisis y descripción de los riesgos considerados durante el proyecto.....	17
Tabla 5: Estudio de los diferentes riesgos contemplados y sus planes.....	18
Tabla 6 : Características de temperatura panel solar policristalino	33
Tabla 7: P-valor y diferencias en invierno de la prueba de Mann-Whitney.....	36
Tabla 8: P-valor y diferencias en primavera de la prueba de Mann-Whitney	37
Tabla 9: P-valor y diferencias en verano de la prueba de Mann-Whitney	37
Tabla 10: P-valor y diferencias en otoño de la prueba de Mann-Whitney	37
Tabla 11: P-valor y diferencias anuales de la prueba de Mann-Whitney.....	37
Tabla 12: P-valor y tendencias en invierno de la prueba de Mann-Kendall.....	48
Tabla 13: P-valor y tendencias en primavera de la prueba de Mann-Kendall.....	48
Tabla 14: P-valor y tendencias en verano de la prueba de Mann-Kendall	49
Tabla 15: P-valor y tendencias en otoño de la prueba de Mann-Kendall.....	49
Tabla 16: P-valor y tendencias anuales de la prueba de Mann-Kendall.....	49
Tabla 17: P-valor y tendencias de Mann-Kendall del periodo (2015-2100)	60
Tabla 18: P-valor y tendencias de Mann-Kendall del periodo (2015-2100)	60
Tabla 19: P-valor y tendencias de Mann-Kendall del periodo (1985-2014)	61
Tabla 20: P-valor y tendencias de Mann-Kendall del periodo (1985-2014)	61
Tabla 21: P-valor y tendencias de Mann-Kendall del periodo (2071-2100)	62
Tabla 22: P-valor y tendencias de Mann-Kendall del periodo (2071-2100)	62

Agradecimientos

Me gustaría agradecer a todas las personas que siempre han estado presentes, dándome su apoyo y motivación a lo largo de estos apasionantes cuatro años tanto en los buenos como en los malos momentos.

Gracias a mi familia, amigos, profesorado y Luchi por haber estado siempre ahí, dándome la mano y apoyando incondicionalmente para poder lograr algo por lo que había perdido la motivación y lograr una versión mejorada de mí mismo.

Resumen

Año tras año aumenta la preocupación acerca del cambio climático y su influencia en el aumento de temperaturas que puede alterar nuestro modo de vida. Este aumento conlleva además un incremento de la preocupación de la población en cuanto a la solvencia energética y la utilidad y eficiencia futuras de los métodos de obtención de energías renovables. Este trabajo tiene como finalidad el análisis de temperaturas en la Península Ibérica utilizando un modelo climático y la posible influencia del cambio de estas en la producción de energía solar. El modelo climático seleccionado ha sido el MRI-ESM2.0 del Meteorological Research Institute de Japón y que está incluido en el Proyecto de Intercomparación de Modelos de Clima Acoplados (CMIP6). Se ha seleccionado el escenario climático SSP5-8.5. Para el estudio de la evolución de temperaturas y cambios entre diversos periodos temporales desde el siglo XX hasta finales del siglo XXI se han aplicado distintas pruebas estadísticas. Además, se ha analizado la influencia de la evolución de las temperaturas sobre la producción de energía solar analizando diferentes parques fotovoltaicos peninsulares. A partir de los resultados obtenidos para el siglo XXI se elaborarán unas conclusiones y posibles planes de prevención y mitigación.

Palabras clave: Temperaturas, Modelo Climático, escenario climático, parques fotovoltaicos.

Abstract

Each year, concern about climate change and its influence on rising temperatures that can alter our way of life increases. This increase also leads to an increase in the population's concern regarding energy solvency and the future usefulness and efficiency of methods of obtaining renewable energy. The purpose of this work is to analyze temperatures in the Iberian Peninsula using a climate model and the possible influence of their change on the production of solar energy. The climate model selected was the MRI-ESM2.0 of the Meteorological Research Institute of Japan and which is included in the Coupled Climate Model Intercomparison Project (CMIP6). The SSP5-8.5 climate scenario has been selected. To study the evolution of temperatures and changes between various time periods from the 20th century to the end of the 21st century, different statistical tests have been applied. Furthermore, the influence of the evolution of temperatures on the production of solar energy has been analyzed by analyzing different peninsular photovoltaic parks. Based on the results obtained for the 21st century, conclusions and possible prevention and mitigation plans will be drawn up.

Keywords: Temperatures, Climate Model, climate scenario, photovoltaic farms.

Capítulo 1: Descripción del proyecto

1.1. Introducción

La comprensión de los patrones climáticos y la proyección de tendencias futuras son elementos esenciales para comprender los desafíos asociados al cambio climático y los problemas que este conlleva. En este contexto, la Península Ibérica se presenta como un área geográfica de interés, dada su vulnerabilidad a las variaciones climáticas y su impacto en diversos sectores, desde la agricultura hasta la gestión de recursos naturales.

En la última década, los avances en proyecciones climáticas han proporcionado valiosas herramientas para anticipar posibles escenarios futuros. Este proyecto se centra en el análisis de temperaturas obtenidas de proyecciones climáticas en la Península Ibérica, utilizando un modelo numérico climático y empleando técnicas estadísticas para evaluar los cambios en las variables observadas. Además, se han generado distribuciones espaciales de las variables estudiadas en la Península Ibérica detalladas junto con sus puntos de significancia de forma que representen de manera clara y accesible la distribución de las temperaturas previstas y las variaciones térmicas en el dominio.

La relevancia de este estudio radica en su contribución a la comprensión de las dinámicas climáticas en una región geográfica crítica, así como en la aplicación de metodologías estadísticas rigurosas para analizar y visualizar los datos recopilados. A través de este enfoque multidisciplinario, se pretende arrojar luz sobre las posibles tendencias térmicas en la Península Ibérica, proporcionando una base sólida para la toma de decisiones en ámbitos que van desde la planificación urbana hasta la gestión de recursos naturales.

Para la realización de este proyecto, nos hemos apoyado en estudios previos, en los que se han empleado también los modelos climáticos apoyados por el Panel Intergubernamental sobre Cambio Climático (IPCC). En el ámbito de la investigación sobre las temperaturas en la Península Ibérica y utilizando modelos climáticos, se han realizado diversos estudios que han contribuido significativamente al entendimiento del clima regional y sus implicaciones. Por ejemplo, el trabajo de Del Río et al. (2011) proporcionó una evaluación detallada de las tendencias climáticas en España, utilizando datos observacionales y modelos climáticos, incluyendo el modelo que hemos usado en este TFG y que será descrito en capítulos posteriores. Este estudio destacó el aumento de las temperaturas medias y la frecuencia de olas de calor en la región durante las últimas décadas (Del Río. et al., 2011).

Del mismo modo, el estudio realizado por Pereira et al. (2021) se adentró en las tendencias climáticas de la Península Ibérica, con un enfoque particular en los extremos de temperatura y precipitación. A través de la recopilación de datos observacionales y la utilización de varios modelos climáticos, los investigadores examinaron la evolución temporal y espacial de estos extremos climáticos. Como resultado, se identificaron cambios significativos en la frecuencia y la intensidad de los eventos extremos de temperatura y precipitación en la región. Este

análisis proporciona una comprensión más profunda de la dinámica climática en la Península Ibérica y sus posibles impactos en el futuro (Pereira et al., 2021).

Además, los informes del IPCC proporcionan una sólida base científica para comprender los efectos del cambio climático a nivel global y regional. Los informes del IPCC, como el Quinto Informe de Evaluación (AR5) publicado en 2014, incluyen análisis detallados sobre los cambios observados y proyectados en las temperaturas, así como sus impactos en diferentes regiones del mundo, incluida la Península Ibérica (IPCC, 2014). Estos estudios y reportes, entre otros, son fundamentales para contextualizar y ampliar la comprensión de las dinámicas climáticas en la Península Ibérica, así como para respaldar la importancia y relevancia del proyecto realizado en este TFG. La integración de esta bibliografía proporciona un marco sólido para el análisis y la interpretación de los resultados obtenidos, contribuyendo así al avance del conocimiento científico sobre el cambio climático y sus implicaciones regionales.

Este trabajo se estructura en torno a un análisis exhaustivo de proyecciones climáticas específicas para la Península Ibérica a partir de un modelo climático, con el objetivo de identificar posibles tendencias (estadísticamente significativas) y, de esta manera, poder evaluar su impacto en el entorno a lo largo de los años, en este proyecto al usarse el escenario SSP5-8.5 se centrará el estudio en el rango comprendido entre los años 2014 a 2100.

Además, este proyecto no solo tiene implicaciones para la gestión de recursos y la toma de decisiones a nivel local, sino que también contribuye significativamente al entendimiento global del cambio climático. Al analizar las futuras variaciones térmicas en la Península Ibérica, se obtiene información valiosa que puede extrapolarse a otras regiones del mundo con problemáticas climáticas similares. La identificación de patrones climáticos y la proyección de tendencias a través de métodos estadísticos avanzados no solo ayudarán a prever el impacto del cambio climático en la Península Ibérica, sino que también proporcionarán conocimientos profundos sobre las zonas del planeta donde los efectos serán más graves o menos severos. Esto permitirá una mejor planificación y adaptación a nivel global, así como la implementación de medidas de mitigación más efectivas para enfrentar este desafío climático en una escala más amplia.

En complemento a este enfoque, se analiza el rendimiento de parques solares en la Península Ibérica a lo largo de los años futuros. Este proyecto se basará en la recopilación y análisis de datos históricos de radiación solar, junto con las proyecciones climáticas generadas por el modelo numérico utilizado en el estudio. Se usarán técnicas estadísticas para identificar patrones y tendencias en el comportamiento de la radiación solar a lo largo de los años.

El objetivo principal de este análisis será proporcionar a los gestores de parques solares una herramienta útil para anticipar los periodos de mayor y menor rendimiento de sus instalaciones. Mediante el análisis de datos de temperatura, se podrá prever, con cierto grado de certeza, los años y meses en los que la radiación solar será más favorable para la generación de energía, así como aquellos periodos en los que se esperen condiciones menos óptimas.

Esta iniciativa representa un paso significativo hacia la optimización de la producción de energía solar en el área de estudio, permitiendo a los operadores de parques solares planificar y gestionar de manera más eficiente sus recursos. Además, al proporcionar información precisa sobre la disponibilidad de energía solar en diferentes momentos del año, este estudio contribuirá a la estabilidad y fiabilidad de la red eléctrica, fomentando así la transición hacia fuentes de energía más sostenibles y renovables. En última instancia, este análisis podría tener un impacto positivo en la mitigación de los efectos del cambio climático al reducir la dependencia de fuentes de energía no renovables y disminuir las emisiones de gases de efecto invernadero asociadas a la generación de energía. A través de esta investigación, se aspira a aportar conocimientos sustanciales a la comprensión de las dinámicas climáticas en la Península Ibérica, así como a sentar las bases para futuras investigaciones y políticas orientadas a la adaptación y mitigación de los efectos del cambio climático en esta región específica.

1.2. Objetivos

Con el estudio de los datos de las variables meteorológicas obtenidas del modelo climático seleccionado en este TFG, Meteorological Research Institute Earth System Model Version 2.0 (MRI-ESM2.0), se busca obtener un mayor conocimiento acerca de cómo han variado y de cómo variarán las temperaturas en la Península Ibérica en los próximos años, y cómo lo han hecho años anteriores. Los resultados obtenidos estarán acompañados de la significancia estadística asociada obtenida mediante distintas pruebas estadísticas aplicadas sobre los diferentes conjuntos de datos.

Para ello, los principales objetivos de este estudio son:

- Analizar las variables de temperatura máxima (TMAX), temperatura mínima (TMIN), temperatura media (T) y amplitud (diferencia entre TMAX y TMIN) en la Península Ibérica durante el modelo histórico MRI-ESM2.0 (1850-2014) y el periodo del escenario SSP5-8.5 (2015-2100).
- Obtener la tendencia y la significancia estadística de las diferentes variables de temperatura en el territorio peninsular.
- Calcular y analizar las diferencias significativas entre las variables en diferentes períodos temporales para estudiar la evolución de las temperaturas en la Península Ibérica.
- Aplicar el estudio de las diferentes variables de temperatura al rendimiento de placas solares en diferentes parques fotovoltaicos peninsulares para obtener conclusiones sobre la evolución de la energía solar en la Península Ibérica bajo un escenario de cambio climático.

1.3. Motivación

La creciente preocupación por el cambio climático y sus consecuencias en varios sectores ha motivado la búsqueda de nuevas perspectivas y enfoques. El proyecto actual se encuentra dentro del campo de la ingeniería informática, enfocándose en el análisis de datos obtenidos de un modelo climático y su tratamiento estadístico para la obtención de tendencias y diferencias de temperaturas en los periodos climáticos observados.

La Península Ibérica, dada su diversidad geográfica y climática, se presenta como un escenario idóneo para el estudio de las variaciones térmicas a lo largo del tiempo. La implementación de diversas técnicas estadísticas, respaldadas por la programación de ciencia de datos; esta ciencia de datos es un campo cuyo enfoque está destinado al análisis masivo de datos de cualquier índole y a la resolución de problemas complejos, combina elementos de estadísticas, matemáticas, informática y conocimientos del campo específico. Los científicos de datos agrupan, limpian, procesan y analizan datos utilizando variedad de herramientas, técnicas y tecnologías para encontrar patrones o tendencias que puedan ser útiles para la toma de decisiones o la resolución de problemas en una variedad de campos, como finanzas, negocios, ciencia, salud o medioambiente entre otros. El aprendizaje automático, la minería de datos, la visualización de datos y la inteligencia artificial son algunos de los componentes principales de la ciencia de datos la cual se ha vuelto cada vez más importante en los diferentes sectores como resultado del crecimiento exponencial de los datos en la era digital.

En este proyecto y gracias a la ciencia de datos, se puede realizar la extracción de patrones y la identificación de posibles cambios significativos en las temperaturas. Un aspecto crucial de este proyecto será la aplicación de los resultados obtenidos en la evaluación de la eficiencia de los parques solares en la región. La extrapolación de las tendencias climáticas permitirá anticipar posibles cambios en la radiación solar incidente y desarrollo de las características de placas solares futuras, lo cual es vital para el rendimiento de instalaciones solares. Este enfoque innovador contribuirá a mejorar la planificación y gestión de parques solares, optimizando así la generación de energía renovable en la Península Ibérica.

En resumen, este proyecto se centra en la aplicación de la ciencia de datos para analizar las temperaturas en la Península Ibérica, utilizando un modelo climático global y diversas técnicas estadísticas para analizar diferencias y tendencias estadísticamente significativas. La combinación de herramientas informáticas y enfoques interdisciplinarios abre nuevas posibilidades para comprender y abordar los desafíos relacionados con el cambio climático y la eficiencia de las energías renovables en la región.

1.4. Entorno de desarrollo y tecnologías

En esta sección se expondrán las diversas tecnologías informáticas empleadas para el desarrollo del estudio.

1.4.1. Anaconda

Se utilizará Anaconda, una plataforma de desarrollo integral, en el contexto de este estudio para llevar a cabo el análisis de proyecciones climáticas y elaborar la distribución espacial de tendencias y diferencias en una selección de variables. Anaconda es una distribución de código abierto que puede administrar entornos virtuales y paquetes, lo que facilita la configuración y replicación de entornos de desarrollo en varios sistemas operativos (Anaconda Inc, 2018).

Conda se presenta como un sistema de gestión de paquetes que forma parte de la plataforma, y facilita la instalación y actualización de las bibliotecas necesarias para el análisis de datos y garantiza la reproducibilidad y coherencia del entorno; además permite la creación de entornos virtuales, espacios independientes con versiones específicas de bibliotecas para evitar conflictos y garantizar la compatibilidad de las diferentes tecnologías del proyecto. Anaconda también incluye bibliotecas de ciencia de datos básicas preinstaladas como son: NumPy, Pandas, Matplotlib y Scikit-learn, lo que simplifica y facilita la configuración inicial y acelera el desarrollo.

La interfaz gráfica de Anaconda Navigator facilita la ejecución de aplicaciones y la gestión del entorno. La creación de documentos interactivos que combinan código, visualizaciones y documentación es posible con la integración de Jupyter Notebooks. Anaconda está disponible para Windows, macOS y Linux, lo que garantiza la portabilidad del proyecto y facilita la colaboración en equipos con diferentes configuraciones.

En este estudio, la elección de Anaconda ofrece una base sólida para la creación de un entorno virtual que reúna todas las características necesarias para el correcto desarrollo del proyecto. La eficiencia y la calidad del desarrollo en climatología y ciencia de datos son significativamente mejoradas por la capacidad de gestionar dependencias, la flexibilidad en la configuración del entorno y la amplia selección de bibliotecas preinstaladas.

1.4.2. Jupyter notebook

Jupyter Notebook es una herramienta interactiva de código abierto que permite crear y compartir documentos que contienen código, visualizaciones y texto explicativo. Está diseñado principalmente para el lenguaje de programación Python. La principal característica de Jupyter Notebook es su capacidad para combinar código ejecutable con elementos descriptivos, como texto enriquecido, imágenes y gráficos interactivos. Esto facilita la

creación de documentos que no solo contienen el código fuente de un proyecto, sino también explicaciones detalladas, análisis y resultados visuales.

Uno de los beneficios clave de utilizar Jupyter Notebook en proyectos de Python es la capacidad de ejecutar y probar porciones de código de forma incremental. En lugar de ejecutar un script completo cada vez que se realiza una modificación, los usuarios pueden ejecutar celdas individuales, lo que facilita la depuración y la comprensión paso a paso del código.

Además, Jupyter Notebook facilita la visualización de datos mediante la integración de bibliotecas populares como Matplotlib, Seaborn y Plotly. Esto permite la creación de gráficos y diagramas directamente en el mismo entorno, sin necesidad de herramientas externas, facilitando la interpretación y visualización de los resultados.

La capacidad de exportar documentos en varios formatos, como HTML, PDF o presentaciones interactivas, también hace que Jupyter Notebook sea una herramienta versátil para compartir y presentar proyectos. Esto resulta útil tanto para colaborar con otros desarrolladores como para comunicar hallazgos a audiencias no técnicas.

En resumen, Jupyter Notebook proporciona un entorno flexible y colaborativo que mejora la eficiencia y la comunicación en proyectos de Python al combinar código ejecutable con elementos descriptivos, facilitando la iteración, la visualización de datos y la presentación de resultados de manera integral (Jupyter Org, 2015).

1.4.3. Python

En el marco de este estudio, Python se presenta como la elección ideal como lenguaje de programación por diversas razones que van desde su versatilidad hasta su amplia adopción en la comunidad científica y de análisis de datos. A continuación, se muestran las razones fundamentales que respaldan la elección de Python para llevar a cabo el análisis de proyecciones climáticas y la elaboración de las distribuciones espaciales de las variables estudiadas de temperaturas:

Python, un lenguaje de código abierto, se destaca como una elección fundamental para el análisis de temperaturas con el modelo climático seleccionado. Su popularidad se basa en varios aspectos clave (Python Software Foundation, 2024): la sintaxis clara y legible de Python facilita la comprensión del código y agiliza el proceso de desarrollo, esta característica es esencial, ya que permite un rápido aprendizaje y colaboración efectiva en equipos multidisciplinares. Además, Python cuenta con un extenso ecosistema de bibliotecas especializadas en análisis de datos y ciencia de datos. Librerías como NumPy, Pandas, Matplotlib y Scikit-learn ofrecen herramientas poderosas para manipular datos, realizar análisis estadísticos y visualizar resultados de manera efectiva, aspectos cruciales en el análisis de modelos climáticos. La compatibilidad de Python con herramientas de ciencia de datos, como Jupyter Notebooks, es otra ventaja significativa.

En el ámbito de la computación científica, las bibliotecas y marcos de trabajo proporcionados por Python son robustos lo que resulta esencial para manejar conjuntos de datos extensos y realizar cálculos complejos asociados con el análisis climático. Adicionalmente, la activa y comprometida comunidad de Python brinda acceso a una abundancia de recursos educativos, documentación y soporte en línea. Esta red de apoyo resulta especialmente valiosa al enfrentarse a desafíos específicos relacionados con la climatología y el análisis de datos geoespaciales.

En resumen, se ha seleccionado Python como lenguaje de programación para el proyecto de análisis de datos obtenidos de modelos climáticos por su versatilidad, su sólido ecosistema de bibliotecas y su capacidad de integración con herramientas especializadas, además de por su amplia documentación técnica, lo que garantiza una base sólida y eficiente para alcanzar los objetivos de este estudio. Las funciones creadas para el desarrollo de este TFG se muestran en el Anexo I de esta memoria.

1.4.4. Módulos adicionales

En este proyecto se han empleado numerosos módulos adicionales para realizar las funcionales requeridas por el proyecto, en el cual se han empleado librerías de libre uso para el lenguaje Python como son SciPy, NumPy, Pandas, Pymannkendall, Matplotlib, Cartopy y NetCDF4.

Se han escogido estas librerías, por varias razones entre las que se encuentran, el libre y facilidad de uso y fácil adaptación y comprensión. Por ejemplo, la librería SciPy es una biblioteca fundamental en el ecosistema de Python para la manipulación avanzada de datos científicos, y su módulo especializado en modelos climáticos ofrece herramientas poderosas para el manejo eficiente de arrays de datos en este contexto. Este módulo se ha convertido en un recurso indispensable para científicos e investigadores que trabajan con información climática, ya que proporciona funcionalidades clave para el análisis y procesamiento de datos provenientes de modelos climáticos complejos. Dentro del módulo SciPy dedicado a modelos climáticos, se encuentra un conjunto de funciones especializadas diseñadas para abordar desafíos específicos en la manipulación de arrays de datos climáticos. Entre las características más destacadas se pueden destacar los métodos para la interpolación de datos espaciales y temporales, esenciales para lidiar con la variabilidad geoespacial presente en los conjuntos de datos climáticos. Además, SciPy facilita la aplicación de operaciones estadísticas y matemáticas a gran escala en estos arrays de datos climáticos, comúnmente denominados ‘Datasets’, permitiendo a los usuarios realizar análisis detallados y derivar información significativa sobre patrones climáticos, tendencias y variabilidades. La integración de SciPy con otras bibliotecas empleadas en el proyecto como NumPy y Matplotlib, optimiza aún más la visualización y representación gráfica de los resultados, agilizando el proceso de desarrollo y obtención de resultados.

La librería NumPy, una biblioteca fundamental en el ecosistema de Python desempeña un papel crucial en el manejo eficiente de arrays de datos, incluidos aquellos generados por

modelos climáticos. Su módulo central, NumPy, proporciona un conjunto poderoso de herramientas para la manipulación de arrays multidimensionales, lo que lo convierte en una elección destacada para la comunidad científica que trabaja con datos climáticos. En el contexto de modelos climáticos, NumPy facilita la creación y manipulación de arrays, permitiendo la representación compacta y eficiente de datos climáticos complejos. La capacidad de realizar operaciones vectorizadas en estos arrays acelera significativamente los cálculos, lo que resulta fundamental al enfrentarse a grandes conjuntos de datos climáticos. NumPy también ofrece funcionalidades clave para el análisis estadístico y matemático de datos climáticos. Desde cálculos básicos de estadísticas descriptivas hasta operaciones más avanzadas, como la descomposición espectral, NumPy proporciona las herramientas necesarias para derivar información valiosa sobre patrones climáticos, variabilidades y tendencias. Además, la integración de NumPy con otras bibliotecas científicas, como SciPy y Matplotlib, fortalece su utilidad en la investigación climática. La combinación de NumPy con estas herramientas permite un flujo de trabajo integrado, desde la manipulación y análisis de datos hasta la visualización efectiva de resultados.

Se han empleado otras bibliotecas como Pymannkendall, para la realización de la prueba de Mann-Kendall que se usará posteriormente para la obtención de las tendencias en las temperaturas del territorio peninsular en periodos de tiempo seleccionados, mediante este módulo se aplicará la prueba al conjunto de datos y nos dará como resultado las variables resultantes propias de prueba.

Por último, para la realización de mapas y gráficos se han empleado los módulos adicionales de Python, Cartopy y Matplotlib; Matplotlib es una biblioteca de visualización en Python que ofrece una amplia variedad de herramientas para crear gráficos estáticos, interactivos y animaciones. Su flexibilidad y versatilidad hacen de Matplotlib una elección popular para la representación visual de datos. Puedes utilizar Matplotlib para generar gráficos y mapas que muestren de manera efectiva los modelos de datos seleccionados de temperaturas en tu proyecto. Desde histogramas y gráficos de dispersión hasta mapas de calor, Matplotlib te permite personalizar y presentar tus datos climáticos de manera clara y comprensible; y Cartopy es una biblioteca de Python diseñada específicamente para el mapeo de datos geoespaciales. Este módulo facilita la creación de mapas y la representación cartográfica de información climática al proporcionar herramientas para proyecciones, etiquetas de ejes, límites geográficos y la superposición de datos georreferenciados. Al integrar Cartopy con Matplotlib, puedes mejorar significativamente la presentación visual de tus mapas climáticos, garantizando una representación geográfica precisa y atractiva de los modelos de temperaturas en la península (Stančín & Jović 2019).

1.4.5. Sistema de control de versiones

Un sistema de control de versiones (SCV) es una herramienta que gestiona y organiza los cambios realizados en el código fuente de un proyecto a lo largo del tiempo. Su función principal es rastrear las modificaciones, permitiendo a los desarrolladores colaborar de

manera eficiente y mantener un historial detallado de las alteraciones realizadas en el software.

Existen varios tipos de sistemas de control de versiones, siendo dos de los más comunes: sistemas centralizados y sistemas distribuidos. En un sistema centralizado, hay un único repositorio central que almacena el código fuente, mientras que, en un sistema distribuido, cada desarrollador tiene una copia local del repositorio completo, facilitando el trabajo independiente y la colaboración sin conexión a la red (Trujillo Silva, 2016).

Utilizar un SCV en un proyecto resulta fundamental por varias razones; en primer lugar, proporciona una manera efectiva para gestionar el desarrollo simultáneo de diferentes partes del código, evitando conflictos y facilitando la integración de cambios, además, da la opción de poder revertir a versiones anteriores en caso de errores o problemas con la versión actual, lo que garantiza una mayor estabilidad y fiabilidad del producto.

Las ventajas que aporta un sistema de control de versiones son diversas. En primer lugar, facilita la colaboración entre equipos de desarrollo al proporcionar una estructura organizada para la gestión de cambios. Además, permite realizar un seguimiento detallado de las modificaciones, lo que simplifica la identificación y corrección de errores. También proporciona una forma eficiente de gestionar ramas de desarrollo paralelas, lo que resulta crucial en proyectos más complejos.

La elección de GitHub como plataforma para alojar repositorios de código tiene sus propias razones. GitHub es una plataforma ampliamente adoptada que combina la funcionalidad de un sistema de control de versiones distribuido (Git) con características sociales que fomentan la colaboración y la contribución abierta. Su interfaz intuitiva y su integración con herramientas de desarrollo hacen que sea una elección popular para proyectos de software, proporcionando no solo un entorno robusto para la gestión de versiones, sino también una plataforma centralizada para la colaboración y la revisión de código entre equipos dispersos geográficamente.

1.4.6. Entorno IDE VSCode

Visual Studio Code (VSCode) es un entorno de desarrollo integrado (IDE) de código abierto desarrollado por Microsoft. Se destaca por su ligereza, flexibilidad y una amplia variedad de extensiones que permiten a los desarrolladores personalizar y adaptar el entorno según sus necesidades específicas (Code, V. S., 2019).

Las ventajas de utilizar Visual Studio Code son diversas. En primer lugar, su interfaz de usuario intuitiva y su capacidad para admitir múltiples lenguajes de programación hacen que sea una elección versátil para desarrolladores que trabajan en diversos proyectos. Además, su rápido rendimiento y la posibilidad de integrar herramientas de desarrollo como módulos y extensiones contribuyen a un fácil uso del entorno y a una rápida adaptación.

Cuando se trata de compatibilizar Jupyter y GitHub dentro de VSCode, las ventajas son notables. VSCode ofrece una extensión oficial llamada Jupyter, que permite trabajar con cuadernos Jupyter directamente en el entorno de desarrollo. Esto significa que los usuarios pueden aprovechar las capacidades interactivas de Jupyter Notebook sin necesidad de cambiar a una aplicación separada.

En cuanto a la integración con GitHub, VSCode proporciona una interfaz integrada que facilita la gestión de repositorios, la revisión de cambios y la colaboración en proyectos alojados en GitHub. La extensión "GitHub Pull Requests and Issues" es especialmente útil, ya que permite revisar, comentar y fusionar solicitudes de extracción directamente desde el entorno de desarrollo.

La combinación de estas características hace que Visual Studio Code sea la mejor elección para así poder unificar las tecnologías utilizadas de control de versiones (GitHub) y para trabajar de manera eficiente con Jupyter. La capacidad de tener un flujo de trabajo integrado, desde la creación y ejecución de cuadernos Jupyter hasta la colaboración en repositorios GitHub, simplifica el desarrollo y mejora la productividad a la hora de desarrollar el producto del proyecto.

Capítulo 2: Planificación

2.1. Metodología de trabajo

A la hora de elegir la metodología para este proyecto nos debatimos entre las metodologías tradicionales y las metodologías ágiles. Para saber cuál es la mejor opción basta con hacernos tres simples preguntas:

- ¿Los requisitos están bien definidos y el alcance en general está bien definido?
- ¿Hemos realizado un proyecto similar en el pasado y contamos con planes y lecciones aprendidas que nos puedan ayudar?
- ¿Lo que hoy es cierto en este documentado seguirá siendo cierto mañana?

Tras pensar acerca del proyecto, debido a sus características y su naturaleza se ha llegado a la conclusión de que la mejor alternativa en cuanto a planificación se refiere ha sido una metodología de trabajo Agile, la cuál será un híbrido entre los modelos Scrum y Kanban.

El desarrollo ágil de software es una metodología de desarrollo de software que se caracteriza por el descubrimiento de requisitos y la mejora de soluciones a través del esfuerzo colaborativo de los equipos con sus clientes o usuarios finales, la planificación adaptativa, el desarrollo evolutivo, la entrega temprana, la mejora continua y las respuestas flexibles a los cambios en los requisitos, la capacidad y la comprensión de los problemas que hay que resolver. Es un método de ingeniería del software basado en el desarrollo iterativo e incremental, donde los requisitos y soluciones evolucionan con el tiempo según la necesidad del proyecto.

Dado que en este TFG no se conocía a priori muy bien el alcance del mismo, se supuso en un principio que los cambios iban a ser muy frecuentes y podíamos intuir que la metodología de trabajo sería con implementaciones Scrum y Kanban.

Por otro lado, una de las principales características de los métodos Agile es la elaboración progresiva, así como en vez de realizar un análisis y planificación detallada al inicio de proyecto se irá trabajando en bucles o también llamados Sprints, en los cuales con cada fin de ciclo se entregará una parte del producto viable; ya que no se da por válida una iteración si no aporta un valor añadido a nuestro producto. Con cada iteración se revisa lo que ha funcionado y lo que no para tenerlo en cuenta para futuros ciclos.

En definitiva, este enfoque de elaboración progresiva basado en Sprints o en ciclos iterativos nos va a permitir responder al cambio mucho mejor y adaptarnos a sus consecuencias, además que llevando un registro continuado de las tareas y sus diferentes estados nos facilitará mucho el trabajo y el tiempo invertido.

2.2. Planificación del proyecto

En este apartado se hablará sobre cuál ha sido la planificación inicial para el desarrollo del proyecto y cuál ha sido finalmente la distribución real del mismo.

2.2.1. Planificación inicial

Como se ha mencionado en el apartado anterior, se ha previsto emplear una metodología que será un híbrido entre las metodologías Scrum y Kanban para poder cumplir con todas las tareas requeridas en cada periodo de tiempo o Sprints, es decir, se ha empleado Scrum para la planificación de los Sprints y las revisiones semanales y Kanban para la gestión visual de tareas de cada iteración y conocer la evolución de estas, así como del proyecto en general.

Antes de comenzar a realizar las actividades reales del proyecto, se dedica un Sprint cuyo objetivo es el aprendizaje de las tecnologías que se van a emplear, así como de los modelos de datos con los que vamos a tratar de obtener los resultados. Para ello se realizarán pruebas básicas de mapeo de datos mediante algoritmos en Python a partir de los diferentes ficheros de datos empleados durante el proyecto. La realización del proyecto se llevará a cabo entre septiembre y diciembre de 2023 estimando un tiempo total de 4 meses, lo que supondría un total de 91 días para la finalización del proyecto. Este primer Sprint de adaptación se espera que dure la primera semana del proyecto y puesto que no hay un límite diario de tiempo se prevé una ocupación de aproximadamente 35 horas.

Distribución de las horas de trabajo:

El primer Sprint se espera que dure la primera semana del proyecto y no se prevé que se alargue, esto supondría un resto de 84 días restantes para los siguientes Sprints del proyecto. Una vez cumplimentada las primeras tareas del primer Sprint y con el conocimiento del entorno de trabajo y sus tecnologías se podrá dedicar más tiempo y trabajo más eficiente a las fases restantes.

Se ha establecido una media diaria de 5 horas de trabajo las cuales pueden ser incrementadas hasta 8 horas si fuera necesario para la creación de algoritmos, mapeo de datos y/o documentación de resultados; esto supondría un aumento a 672 horas respecto a las 455 horas iniciales.

Según las universidades un ECTS equivale a 25 horas de trabajo del estudiante. Por tanto, un TFG al tener 12 ECTS equivaldría a un total de 300 horas de trabajo; esto nos indica que no será necesario el aumento de horas de trabajo del proyecto.

Como se ha mencionado al seguir una metodología Scrum la organización se dividirá en Sprints, por lo que se han estimado un total de 5 con una duración entre 1 y 3 semanas para el cumplimiento de las tareas:

- **Primer Sprint:** la duración estimada de esta fase son 35 horas; en el cual los objetivos principales son el aprendizaje y la aclimatación a las diferentes tecnologías y modelos de datos, así como la construcción del entorno de trabajo y la configuración de los diferentes repositorios en la nube.
- **Segundo Sprint:** la duración estimada de este Sprint es de 70 horas de trabajo. el objetivo principal de este Sprint es obtener resultados reales que sirvan para sacar conclusiones en un futuro, así como obtener soltura en el tratamiento y cribado de los datos.
- **Tercer Sprint:** la duración estimada de este Sprint es de 105 horas. En este Sprint se van a realizar la programación de algoritmos de las diferentes pruebas estadísticas necesarias para la obtención de resultados sobre los diferentes periodos de tiempo y estacionales de los datos.
- **Cuarto Sprint:** la duración estimada de este Sprint es de 105 horas. En este Sprint se empleará todo lo aprendido durante los ciclos anteriores y se aplicará a un análisis de rendimiento mediante las diferentes pruebas estadísticas, sobre los parques solares elegidos de la península ibérica. Se mostrarán los resultados obtenidos con sus correspondientes conclusiones y tablas de datos.
- **Quinto Sprint:** la duración estimada de este Sprint es de 70 horas. Este último Sprint se centrará en la documentación de resultados, conclusiones y documentación técnica del proyecto, además de la posible corrección de errores en datos y/o documentación.

Al estar empleando un híbrido entre la metodología Scrum y Kanban, en cada Sprint se especifican diferentes tareas que pueden pasar por los diferentes estados y a las que se le dedicaran un tiempo de la totalidad que posee el Sprint.

A la hora de establecer qué número de tareas tener en cada estado surge el “*WIP*”, que es el límite del trabajo en progreso que nos va a indicar el número de tareas que se puede tener en cada estado para que siga siendo eficiente el proceso.

$$WIP = 2n - 1 \quad (1)$$

siendo n el número de miembros del equipo.

En este proyecto el número total de integrantes del equipo serían 3, 2 tutores y 1 persona en el proceso de desarrollo, lo que daría lugar a un límite $WIP = 5$ tareas por *Sprint*.

Los estados por los que una tarea puede pasar serán los siguientes:

- **Por hacer (ToDo):** tareas que se especifican para completar durante la duración del Sprint.
- **En progreso (3):** tareas que se están llevando a cabo en el Sprint.
- **Revisión (2):** tareas realizadas que tienen que ser revisadas al finalizar el Sprint en la reunión final del Sprint.
- **Prueba (1):** tareas que están siendo testeadas antes de darse por terminadas.

- **Bloqueada:** tarea que no puede llevarse a cabo por que ha surgido algún inconveniente.
- **Hecha:** tareas que han pasado el periodo de prueba y están terminadas.

Descripción de tareas por Sprint:

- Primer Sprint:
 1. Creación y configuración del entorno de trabajo.
 2. Documentarse acerca del modelo de datos climáticos.
 3. Creación del repositorio del proyecto en GitHub.
 4. Creación de algoritmo general de mapeo de datos.
- Segundo Sprint:
 1. Tratamiento de los conjuntos de datos y su división en diferentes periodos de tiempo y periodos estacionarios.
 2. Cálculos de amplitudes y medias aritméticas.
 3. Comprobación y concordancia de los resultados
 4. Distribución espacial de las diferencias y tendencias de las variables T, TMAX y TMIN en las diferentes estaciones de los periodos de tiempo seleccionados.
- Tercer Sprint:
 1. Comprensión y estudio de las pruebas estadísticas a implementar.
 2. Creación algoritmo de la prueba estadística de Mann-Kendall.
 3. Creación algoritmo de la prueba estadística de Mann-Whitney.
 4. Implementación de las pruebas estadísticas para los periodos temporales y estacionales obtenidos en el Sprint anterior.
 5. Creación de tablas de datos.
 6. Comprobación de resultados.
- Cuarto Sprint:
 1. Comprensión y estudio de placas y parques solares.
 2. Cálculo de rendimiento y cálculo de pérdida de rendimiento en paneles solares.
 3. Elección de parques solares distribuidos por la península ibérica.
 4. Aplicación de prueba estadísticos sobre los diferentes parques solares para el 90% y 85% del rendimiento.
 5. Creación de tablas de datos.
 6. Comprobación de resultados.
- Quinto Sprint:
 1. Documentación Técnica.
 2. Documentación de resultados y conclusiones.
 3. Corrección de errores.
 4. Tareas de maquetación.

La última fase se dedica especialmente a todo lo relacionado con la documentación y conclusiones y, aunque no se haya comentado, durante los Sprints anteriores también se realizara parte de esta documentación.

Según las estimaciones de la duración de los Sprints, se prevé un total de 385 horas lo que equivaldría a 77 días. Como se mencionó anteriormente, de las 455 horas totales del proyecto para la totalidad de los Sprints, el excedente de 70 horas se puede emplear en imprevisto o realizar mejoras. Estas horas serían equivalentes a 14 días que tendríamos de margen.

Según el límite WIP calculado, se estima un total de 5 tareas por Sprint para un desarrollo eficiente, como se puede observar en la planificación inicial, este límite se excede en los Sprints 3 y 4, esto debido a que son Sprints con mayor número de tareas, pero no de una alta complejidad que ponga en peligro la eficiencia y los tiempos del proyecto.

Cabe recordar que esto es una previsión inicial y que el resultado final puede variar del ahora establecido.

2.2.2. Análisis de riesgos

Una vez hecha la planificación inicial del proyecto pueden surgir diferentes problemas que suponen atrasos y obstáculos para la finalización del proyecto lo que puede suponer que no se pueda entregar en el plazo previsto inicialmente. Por ello es conveniente realizar un análisis de los posibles riesgos analizando la probabilidad que tiene este de suceder (Tabla 1) y el impacto (Tabla 2) que tendría en nuestro proyecto; además, se va a realizar un estudio de los diferentes riesgos, la prioridad que habría que darle en caso de suceder, el costo que supondrían al proyecto y las posibles acciones que realizar para que no sucedan.

Para el análisis de los riesgos se ha tenido en cuenta las tablas de probabilidad e impacto siguientes:

Objetivos del proyecto	Muy bajo	Bajo	Medio	Alto	Muy Alto
Costos	Incremento insignificante	Incremento < 5%	Incremento >=5%-10%	Incremento >10%-20%	Incremento >20%
Cronograma	Retraso significativo	Retraso global <5%	Retraso global >= 5%-10%	Retraso global >10%-20%	Retraso global >20%
Alcance funcional	Reducción escasamente apreciable	Áreas menores de alcance afectadas	Áreas mayores de alcance afectadas	reducción de alcance inaceptable a la empresa	Fin del proyecto. ítem es inutilizable
Calidad	Degradación escasamente apreciable	Solo aplicaciones muy exigentes se afectan	reducción de calidad que requiere aprobación	reducción de calidad inaceptable a la empresa	Fin del proyecto. ítem es efectivamente inutilizable

Tabla 1: Costes de tiempo en el proyecto en función del nivel del riesgo.

Nivel	Probabilidad de ocurrencia	Dificultad de intervención
1	Me sorprendería si ocurre	Muy baja. Seguir los procesos normales de manejo fácilmente permite un resultado aceptable.
2	Más probable que no ocurra a que si	Baja. Un cuidadoso seguimiento de los procesos de manejo probablemente dará un resultado aceptable.
3	Tan probable que ocurra como que no ocurra	Media. Se requieren esfuerzos y tiempos adicionales para obtener un resultado aceptable.
4	Más probable que ocurra a que no	Alta. Sus recursos y autoridad son solo suficientes para permitir un defecto menor en el resultado.
5	Me sorprendería si no ocurriese	Muy alta. Su probabilidad para afectar el resultado es efectivamente cero.

Tabla 2: Probabilidad y niveles de riesgo dentro del proyecto.

Y para calcular el nivel de prioridad del riesgo se ha empleado la siguiente matriz de riesgos (Tabla 3) cuyos valores, calculados a partir de las tablas de costes de tiempos (Tabla 1) y la tabla de probabilidades y niveles de riesgo (Tabla 2), marcan el valor de exposición del riesgo:

$$\text{Severidad} = \text{Probabilidad} + 2 * \text{Impacto}$$

	1	2	3	4	5
1	7	9	11	13	15
2	6	8	10	12	14
3	5	7	9	11	13
4	4	6	8	10	12
5	3	5	7	9	11

Tabla 3: Niveles de prioridad en función de los niveles de probabilidad (Columna de la izquierda) y del nivel de impacto (Fila superior).

Riesgo	Probabilidad	Impacto	Costo de días	Descripción
1	1	4	13	Error en los 'Datasets' de temperaturas o incompatibilidades de datos.
2	3	3	7	Circunstancias personales que impidan el correcto desarrollo y el avance del proyecto
3	5	3	2	Pérdida de datos por problemas de hardware y/o copias de seguridad en dispositivos físicos.
4	2	5	10	Cambio drástico de los requisitos iniciales.
5	5	2	3	Error o conclusiones incongruentes y que carecen de sentido lo que implica rehacer tareas.
6	3	1	3	Falta de datos para diferentes periodos y/o estaciones.

Tabla 4: Análisis y descripción de los riesgos considerados durante el proyecto

Expuestos algunos de los posibles riesgos en la Tabla 4, junto a sus probabilidades e impacto, ahora a partir de la matriz de riesgos se calculará la severidad del riesgo y su prioridad, la cual viene dada por:

- Clase 1: alta: valor de exposición ≥ 10
- Clase 2: media: valor de exposición ≥ 5 y ≤ 10
- Clase 3: Baja: valor de exposición ≤ 5

Para todos los riesgos presentados en la Tabla 4, se muestran ahora en la Tabla 5 todos esos riesgos junto a sus posibles planes de prevención y eliminación, además de la prioridad de cada riesgo en función de la severidad.

Riesgo	Exposición	Prioridad	Plan de prevención	Plan de eliminación
1	4	Baja	Realizar una exhaustiva validación y limpieza de los datasets antes de su uso. Verificar la consistencia y coherencia de los datos desde el inicio del proyecto.	Establecer procedimientos para detectar errores durante el análisis. Si se encuentran incompatibilidades, aplicar técnicas de interpolación o buscar fuentes alternativas de datos confiables.
2	9	Media	Seguir buenos hábitos de vida.	Mantener horarios de actividad adecuados para un buen descanso.
3	10	Alta	Realización de copias de seguridad continuadas mediante programas de control de versiones como GitHub Tortoise etc.	Recuperar la última copia guardada y seguir desde ese punto.
4	6	Media	Hacer un buen análisis de requerimiento previo a empezar con las actividades.	Diseñar el proyecto con flexibilidad y realizar revisiones periódicas para asegurarse de que los requisitos sigan siendo válidos.
5	10	Alta	Comunicación clara con el tutor, validación cruzada de análisis y documentación detallada.	Revisión continua, pruebas de sensibilidad, consideración de escenarios alternativos y capacitación constante.
6	3	Baja	Establecer protocolos claros para la recopilación de datos, diversificar las fuentes de información y anticiparse a posibles lagunas en los datos.	Explorar datos alternativos, aplicar técnicas de interpolación o extrapolar datos existentes para llenar los vacíos.

Tabla 5: Estudio de los diferentes riesgos contemplados y sus planes de mitigación y eliminación.

2.2.3. Planificación final

Tras completar la mayor parte del proyecto se puede analizar cómo ha sido la distribución del esfuerzo en relación de horas a lo largos de los 5 Sprints en los que se ha dividido el proyecto, también se realizará una comparación entre la predicción de horas inicial y la que ha sido la suma total real.

Por lo general, las actividades se han visto incrementadas de acuerdo con los plazos de entrega propuestos, además del número de horas en los Sprints, exceptuando los primeros Sprints, pero a medida que se iba avanzando en el proyecto la complejidad de este aumentaba y dificultaba la finalización de las actividades en el plazo propuesto inicialmente.

A continuación, se mostrarán las horas reales de trabajo:

- Sprint primero: la duración de la actividad finalmente fue de 35 horas, lo que implica que se cumplió el plazo de adaptación y se entregó al cabo de una semana como estaba estipulado.

- Sprint segundo: debido a problemas familiares la entrega de este Sprint se vio retrasada una semana lo que se vio reflejado en la suma de horas, que se incrementó hasta las 85 horas.
- Sprint tercero: la duración de este Sprint se vio incrementada debido a la complejidad algorítmica de las pruebas estadísticas, por lo que el día de la entrega, habiéndose cumplido las 105 horas, se entregó una parte de las actividades, y se pospuso las siguientes lo que supuso un incremento de 20 horas a la entrega además del retraso en la entrega de actividades, esto deja la suma de horas del Sprint en un total de 125 horas.
- Sprint cuarto: la duración del cuarto Sprint se vio incrementada por problemas a la hora de interpretar los resultados para los diferentes rendimientos, ya que los algoritmos en gran parte estuvieron mal planteados lo que llevo a rehacerlos e incrementar las horas a un total de 120 horas.
- Sprint quinto: la duración de este Sprint ha sido de 90 horas, en este Sprint se han corregidos algunos errores acumulados, además de completarse el grueso de la documentación técnica, resultados y conclusiones.

En total el cúmulo de horas real ha sido de 455 horas, lo que supone un aumento de 70 horas más de la predicción inicial. Esto supone un aumento del 18.18% de horas respecto a las previstas inicialmente, lo que se puede deber a los siguientes factores:

- Desconocimiento del campo de estudio, los métodos, los tipos de datos, así como de las tecnologías utilizadas.
- Sobrecostos de tiempo empleado en entender correctamente el problema de raíz antes de comenzar a completar las tareas propuestas.

Cabe destacar que la fecha de finalización del proyecto se vio retrasada debido a causas externas, lo que provocó la reducción del número de horas semanales dedicadas al proyecto en relación a las planteadas inicialmente, por lo que la fecha de finalización del proyecto se retrasó hasta abril de 2024.

2.2.4. Presupuesto

En este apartado se calculará el coste total del proyecto, teniendo en cuenta tanto la parte tecnológica incluyendo el hardware y el software utilizado durante el desarrollo como el coste humano, es decir, cuanto supondría el salario del desarrollador del proyecto.

2.2.4.1. Hardware y Software

Para la realización de este proyecto solamente se han utilizado software de libre uso por lo que no ha sido necesaria ningún tipo de inversión, por lo que solamente contaremos con el apartado hardware, incluyendo el ordenador y los periféricos empleados.

Para calcular el coste que suponen los dispositivos al proyecto se calcularán el número de horas que han sido utilizados, es decir se calcula la relación precio/vida útil para sacar el coste de su uso.

El coste de hardware contando con un portátil de 200€ y una torre junto con todos sus periféricos imprescindibles que suman un total de 1400€. Las horas totales que han sido utilizados han sido un total de 455 horas.

Se estima que la vida útil de un ordenador ronda los 5 años hasta que este se queda obsoleto por lo que supone un 1.03% de la vida útil del hardware se ha dedicado al proyecto lo que supone 16€.

2.2.4.1. Coste humano

En este apartado se hará la estimación según las horas invertidas y el salario anual bruto de un programador en Python en España para el cálculo del coste humano del proyecto. El salario anual de un programador Python en España ronda los 32000€ brutos al año, lo que supone alrededor de 2600€ mensuales brutos.

Hay que tener en cuenta que la primera fase de adaptación no sería necesaria por lo que la vamos a omitir y contaremos los 4 Sprints siguientes lo que supone un total de 420 horas. Teniendo en cuenta que la jornada laboral son 8 horas y que un mes ronda las 20 jornadas, la persona necesitaría 2 meses y medio lo que supone alrededor de 6500€ aproximadamente.

Para realizar una estimación total también contaremos con gastos de luz e internet durante los 3 meses trabajados en el proyecto, asumiendo que se paga de luz e internet 150€ al mes lo que en tres meses supondría un costo de gastos de 450€.

Por lo que sumando todos los gastos tanto de Software, Hardware, recursos humanos y otros gastos representativos, el coste virtual del proyecto ascendería a un total de 6966€.

Capítulo 3: Datos y metodología

3.1. Descripción del modelo climático

En climatología, el Proyecto de Intercomparación de Modelos de Clima Acoplados (CMIP en sus siglas en inglés, Coupled Model Intercomparison Project; Eyring et al., 2016) es el marco de comparación diseñado para mejorar nuestro conocimiento del cambio climático, siendo el equivalente del Proyecto de Intercomparación de Modelos Atmosféricos (AMIP en sus siglas en inglés, Atmospheric Model Intercomparison Project) para modelos océano-atmosféricos acoplados de circulación general (GCMs). Este proyecto fue organizado en 1995 por el Grupo de Trabajo en modelos acoplados (WGCM) del Programa mundial de investigación del Clima Mundial (WCRP). Está desarrollado en fases sucesivas adoptadas para la mejorar los sucesivos modelos de clima, pero también para informar a las agencias nacionales e internacionales acerca de posibles acciones para mitigar los efectos del cambio climático (WCRP, 2022). El Programa de Clima del Modelo de Diagnóstico e Intercomparación, desarrollado por el Laboratorio Nacional Lawrence Livermore, ha brindado apoyo inicial a varias fases del CMIP, colaborando con el WGCM para definir el alcance y las necesidades del proyecto. Además, se encarga de mantener la base de datos de las simulaciones generadas y participa en el análisis de los datos producidos.

En sus inicios, el CMIP se estableció sobre la base de resultados de modelos climáticos que utilizaban un escenario preindustrial ("control run") y otro definido por un aumento del 1% anual en la concentración de CO₂. Hasta 30 modelos acoplados de clima proporcionaron resultados para estas simulaciones. En fases más recientes del proyecto, como en 20C3M, se han incorporado escenarios más realistas tanto en simulaciones históricas del clima como en simulaciones paleo-climáticas, así como en escenarios de clima futuro (WCRP, 2022).

La estructura de CMIP6 se ha expandido en comparación con CMIP5 para incluir un marco equivalente a las fases anteriores llamado DECK (Diagnóstico, Evaluación y Caracterización de Klima). Además, se crearon hasta 23 experimentos aprobados (llamados MIPs) para mejorar la descripción de aspectos de modelos de clima más allá del núcleo de los experimentos comunes que conforman el DECK. Estos MIPs se construyen sobre las definiciones de DECK y sus simulaciones históricas, respondiendo a preguntas más específicas que requieren análisis y simulaciones más detalladas (Eyring et al., 2016).

Para facilitar la distribución y caracterización de las simulaciones, CMIP6 ha establecido conjuntos de datos comunes, conocidos como "forcing datasets". Estos están almacenados y coordinados por input4MIPS (input datasets for Model Intercomparison Projects). Los datos incluyen sustancias de corta vida media en la atmósfera (SLCF), emisiones de gases de efecto invernadero, emisiones relacionadas con la quema de biomasa, datos globales de uso/cambio del terreno, concentraciones históricas de gases de efecto invernadero (GHG), concentraciones de ozono y nitrógeno (N)-Deposición, propiedades ópticas de aerosoles,

forzamiento climático solar, datos de aerosoles estratosféricos, temperatura de superficie del mar y cobertura de hielo (Eyring et al., 2016).

Además de estos "forcing datasets" para el forzado histórico de los modelos de clima, CMIP6 también incluye un conjunto común de escenarios futuros que abarcan cambios en el uso del suelo y emisiones, necesarios para construir las futuras Rutas Socioeconómicas Compartidas (SSP) y Rutas de Concentración Representativa (RCPs; Durak et al., 2018).

Las SSP son escenarios de cambio climático de cambios socioeconómicos globales proyectados desde el año 2015 hasta 2100, lo que supone un total de 85 años, tal como se define en el Sexto Informe de Evaluación del IPCC sobre el cambio climático elaborado en 2021 (Pelegrí, 2021). Se utilizan para derivar escenarios de emisiones de gases de efecto invernadero en base a las diferentes políticas climáticas que se pueden adoptar. En términos de elementos cuantitativos, proporcionan datos que acompañan a los escenarios sobre población nacional, urbanización y PIB per cápita. Los SSP se pueden cuantificar con varios Modelos de Evaluación Integrada (IAM) para explorar posibles vías futuras tanto en lo que respecta a las vías socioeconómicas como climáticas (O'Neill et al., 2016). Hoy en día existen un total de 5 modelos SSPs.

Cada uno de estos modelos está basado en diferentes aspectos socioeconómicos y cada uno posee asimismo diferentes modelos basados en diferentes forzantes radiativos que son la diferencia entre la luz solar absorbida por la tierra y la energía de vuelta al espacio, y se miden en (W/m^2). En el contexto de este trabajo acerca del cambio climático, este término se limita a los cambios en el balance radioactivo superficie-troposfera debido a factores externos (Collins et al., 2006).

El modelo SSP1 se corresponde con el seguimiento de un camino sostenible por parte de la sociedad. Los escenarios más usados dentro del SSP1 son el SSP1-1.9 ($1.9 W/m^2$ de forzamiento radiativo) y el SSP1-2.6 el cual usa también un forzante radiativo de $1.9 W/m^2$ y está limitado a $6 W/m^2$ como se ve en la Figura 1. El escenario SSP2 llamado comúnmente como "Middle of the road", emplea un forzamiento radiativo límite de $7 W/m^2$ y cuyo escenario más importante es el SSP2-4.5 ($4.5 W/m^2$). El escenario SSP3 posee un límite de $7 W/m^2$ y cuyo escenario más importante es el SSP3-7.0 ($7 W/m^2$ de forzante radiativo). El escenario SSP4 tiene un tope de $6 W/m^2$ y es el menos relevante, no siendo ninguno de sus modelos importantes en las predicciones de cambio climático. Y por último el escenario SSP5, que se basa en el desarrollo impulsado a través de los combustibles fósiles y es el que mayor forzamiento radiativo posee ($8.5 W/m^2$) y además es el escenario de más importancia y el más usado en proyectos de investigación (Meinshausen et al., 2020). Este escenario SSP5-8.5 será el seleccionado en el presente TFG. Este último escenario es el más agresivo de todos, con un forzamiento radiativo de $8.5 W/m^2$ estimado para finales del siglo XXI (Figura 2). El escenario SSP5-8.5 es la actualización del escenario RCP8.5 del CMIP5, pero esta vez combinando aspectos socioeconómicos. Además, este escenario, al poseer un forzante radiativo tan elevado provoca que las concentraciones de CO_2 para este modelo sean las más elevadas de todos los escenarios ya mencionados (Figura 2).

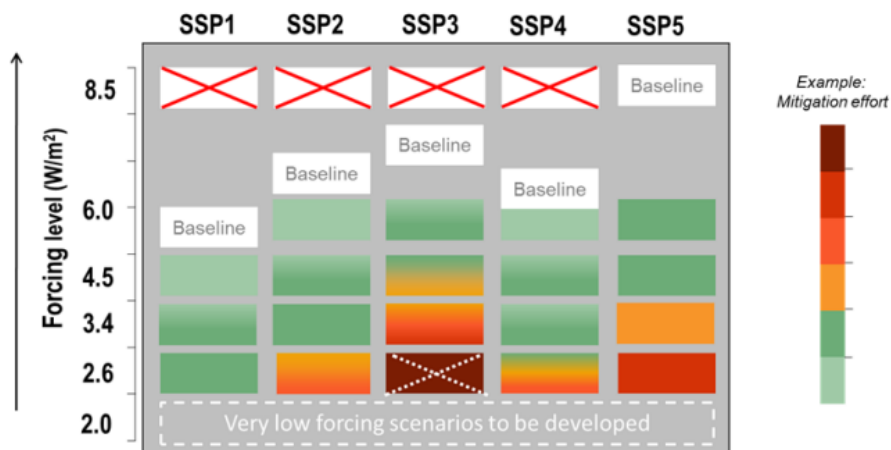


Figura 1: Matriz de escenarios SSP's, a la izquierda se mide sus niveles de radiación y a la derecha el esfuerzo de mitigación o su impacto en la atmósfera. Fuente: [19]

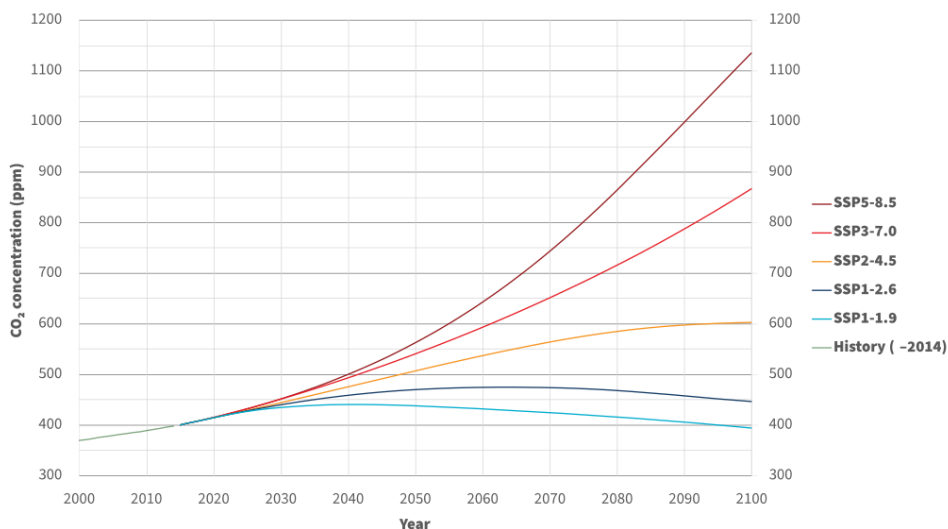


Figura 2: Concentraciones de CO2 en la atmósfera a lo largo del siglo XXI para diferentes escenarios. Fuente: [8]

De los más de 80 modelos existentes dentro del proyecto CMIP6, el modelo MRI-ESM2.0 es el que se ha usado en el presente trabajo. Este es un modelo climático desarrollado por la empresa japonesa MRI (Meteorological Research Institute), el cual se basa en modelos previos como son el MRI-CGCM3 y el MRI-ESM1 (Yukimoto et al., 2019); estos modelos se sometieron a numerosas mejoras en la simulación climática de alta precisión. El MRI-ESM2.0 sobre el que trabajamos tiene una resolución horizontal nominal de 100 km para componentes tanto atmosféricos como oceánicos. Por otro lado, la resolución vertical atmosférica es de 80 niveles mejorada respecto a las 48 del modelo anterior (MRI-ESM1). La acumulación de diversas mejoras relativas a la física de nubes, como la implementación

de un nuevo esquema de nubes estratocúmulos, condujo a una reducción notable de los errores en la radiación de onda corta, onda larga y neta en la parte superior de la atmósfera. Los errores resultantes son suficientemente pequeños en comparación con los de los modelos CMIP5. La distribución mejorada de la radiación brinda el transporte de calor meridional preciso requerido para el océano y contribuye a reducir el sesgo de la temperatura del aire en la superficie (SAT). El modelo climático global MRI-ESM2.0 muestra una reproducción realista tanto del clima medio como de la variabilidad interanual. Para el experimento histórico, MRI-ESM2.0 reproduce razonablemente el cambio global del SAT durante las últimas décadas; sin embargo, el enfriamiento entre los años 1950 y 1960 y el calentamiento posterior están sobreestimados en comparación con las observaciones (Yukimoto et al., 2019).

Los datos del modelo MRI-ESM2.0 se obtienen a partir de las ecuaciones de la dinámica atmosférica. En 1904 el científico noruego Vilhelm Bjerknes postuló que la predicción del tiempo era un problema matemático y planteó siete ecuaciones en derivadas parciales con las incógnitas del viento, presión, la densidad, la temperatura y la humedad que rigen la dinámica de la atmosfera (Bjerknes, 1904). A estas funciones necesarias para el cálculo de datos en los modelos utilizados se las denomina variables meteorológicas. Las ecuaciones que describen la evolución de la atmósfera representan la formulación matemática de los principios fundamentales de la física y la mecánica de fluidos, aplicados a pequeñas porciones de aire en movimiento. A continuación, se presenta una breve exposición de estos principios y las ecuaciones en derivadas parciales que generan.

El primer principio se basa en una de las leyes más conocidas de la física, la segunda ley de Newton (Ec. 2), que establece que "la fuerza es igual a la masa por la aceleración". En un sistema de referencia inercial, la aceleración absoluta de una porción de aire se expresa como la fuerza dividida por su masa:

$$\frac{d_a v_a}{dt} = \frac{F}{m} \quad (2)$$

donde:

F : fuerza,

M : masa.

En un sistema de referencia centrado en la Tierra y en rotación con ella, la velocidad absoluta de la porción de aire incluye la velocidad relativa respecto al sistema de referencia y la velocidad debida a la rotación terrestre. Esto introduce dos fuerzas aparentes (Ec. 3): la fuerza de Coriolis, nombrada en honor a Gaspard Gustav de Coriolis, y la fuerza centrífuga. Las fuerzas reales que actúan sobre la porción de aire son el empuje debido a las diferencias de presión, la fuerza gravitatoria y la fuerza de rozamiento con el resto de la atmósfera. Desde la perspectiva terrestre, la segunda ley de Newton se expresa como:

$$\frac{dv}{dt} = -\frac{1}{\rho} \nabla p + g - 2\Omega * v + F_r \quad (3)$$

donde:

p : presión,

ρ : densidad del aire,

Ω : velocidad angular de la rotación terrestre,

F_r : fuerza de rozamiento.

El segundo principio, la ley de conservación de la masa, afirma que la masa de una porción de aire se conserva durante su movimiento, lo cual se traduce en la ecuación de continuidad (Ec. 4):

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + v \nabla \rho = -\rho \nabla v \quad (4)$$

Los científicos Jacques Charles (1746-1823) y Louis Joseph Gay-Lussac (1778-1850) descubrieron experimentalmente que, en gases con baja densidad, el producto de la presión por el volumen es proporcional a la temperatura (Ec. 5). Así, asumiendo que la atmósfera se comporta como un gas perfecto, se tiene la relación:

$$p = R\rho T \quad (5)$$

donde R es la constante de los gases y T es la temperatura.

La conservación de la energía aplicada a una porción de aire se refleja en la Ecuación 6:

$$C_v \frac{dT}{dt} + p \frac{d\alpha}{dt} = Q \quad (6)$$

donde C_v es el calor específico a volumen constante, α es el volumen específico, y Q es la tasa de calor por unidad de masa debido a procesos como la condensación, evaporación, congelación, calentamiento solar e infrarrojo.

Finalmente, la variación del vapor de agua por unidad de masa en una porción de aire se describe por la Ecuación 7:

$$\frac{dq}{dt} = E - C \quad (7)$$

Estas ecuaciones se presentan en un sistema de referencia cartesiano centrado en la Tierra. Sin embargo, dado que la Tierra y su atmósfera son aproximadamente esféricas, es natural emplear coordenadas de longitud, latitud y altitud para transformar estas ecuaciones, obteniendo así el modelo básico de la dinámica atmosférica.

3.2. Datos utilizados

A la hora de realizar el estudio de temperaturas a partir del modelo MRI-ESM2.0 los datos se han dividido en dos periodos de tiempo: histórico (1850 - 2014) y escenario SSP5-8.5 (2015-2100). Estos datos se han dividido en estos dos periodos ya que el modelo MRI-ESM2.0 proporciona datos históricos y observaciones para poder simular el clima del futuro

hasta el año 2014, mientras que la parte asociada al escenario SSP5-8.5 está basada en supuestos acerca de cómo diferentes factores harán variar las temperaturas en los años venideros. Para analizar las variables escogidas se seleccionaron subperiodos de 30 años para evaluar periodos climáticos completos; se eligen periodos de 30 años para analizar la evolución de las temperaturas en estudios climáticos con el fin de abarcar dos ciclos solares, ya que la duración estimada de un ciclo solar es de 11 años (Hathaway, 2015). Esta duración de periodos climáticos de 30 años permite la observación de patrones y tendencias y facilita también la obtención de resultados estadísticamente significativos y estabilizar fluctuaciones a corto y largo plazo. Además, facilita también el reconocimiento de patrones y la comparación con “normales climáticas” (Arguez y Vose, 2011), que son las medias aritméticas de las variables meteorológicas escogidas (temperatura, humedad, precipitación...).

En este trabajo, las variables seleccionadas a analizar en cada periodo de tiempo son: temperatura media (T), temperatura máxima (TMAX) y temperatura mínima (TMIN), del aire en superficie. Para el tratamiento de estos datos y su representación bidimensional en un mapa primero debemos entender la estructura de almacenamiento de estos datos. Los datos empleados se encuentran en formato ‘NetCDF’, el cual está destinado al almacenamiento de datos científicos multidimensionales como puede ser la temperatura, la cual se muestra mediante diferentes dimensiones (tiempo, latitud, longitud...) Los datos del periodo elegido se almacenarán en conjuntos de datos llamados ‘xarray.Datasets’; estos ‘datasets’ son unas estructuras que agregarán una serie de etiquetas a los datos para facilitar su manipulación y análisis (Eyring, 2018).

Las etiquetas serán dos, la primera almacenará las variables de dimensión formada por el tiempo (que guardará el año, mes día y hora), y el espacio (variable compuesta formada por la latitud y la longitud), y la otra etiqueta que almacenará el dato seleccionado (temperatura, humedad, viento...) para esas variables de dimensión. La resolución espacial del modelo MRI-ESM2.0 es de 1.125 °, por lo que para el dominio seleccionado (9°W/5°E x 35°N/44°N) se tienen un total de 117 puntos de malla, es decir, un dato de temperatura cada 100 km, aproximadamente (Yukimoto et al., 2019). La resolución temporal que se ha escogido es de un dato diario. En este caso a las 12:00 UTC, con el objetivo de tomar la temperatura en la hora pico solar y tenerlo en cuenta para el cálculo de rendimiento de las placas solares.

3.3. Test estadísticos no paramétricos utilizados

En este apartado se expondrán las pruebas estadísticas utilizadas para la obtención de significancias estadísticas en las diferencias entre diferentes conjuntos de datos y en las tendencias de variables a lo largo del tiempo.

3.3.1. Test de Mann-Whitney

La prueba de Mann-Whitney, también conocido como la U de Mann-Whitney o la prueba de la suma de rangos de Wilcoxon (Mann y Whitney, 1947) es una prueba estadística no paramétrica utilizada para comparar dos grupos independientes y determinar si hay una diferencia significativa entre las distribuciones de esos grupos. Es especialmente útil cuando no se pueden asumir distribuciones normales o cuando los datos se miden en una escala ordinal o no continua.

La prueba de Mann-Whitney tiene las siguientes características:

1. **Hipótesis nula (H0) y alternativa (H1):** El objetivo principal de la prueba de Mann-Whitney es determinar si hay una diferencia significativa entre dos grupos, en este caso los dos grupos serían los dos periodos de tiempo escogidos. La hipótesis nula (H0) establece que no hay diferencia entre los grupos, mientras que la hipótesis alternativa (H1) indica que sí que hay una diferencia estadísticamente significativa.
2. **Ordenación de datos:** Primero, se debe comprobar que los datos escogidos se encuentren ordenados en orden cronológico. Esto significa que los datos más antiguos estarán al principio y los más recientes al final.
3. **Cálculo de las diferencias:** Luego, para cada par de observaciones en la serie de datos, calculas las diferencias entre ellas. Esto te dará una nueva serie de datos llamada "serie de diferencias".
4. **Cálculo de la suma de rangos U:** Luego, se calcula la suma de los rangos de uno de los grupos (generalmente el grupo más pequeño) en función de la distribución combinada. La suma de rangos U se utiliza como estadístico de prueba.
5. **Cálculo del valor de U crítico:** Con el tamaño de muestra de ambos grupos y el nivel de significancia deseado, puedes consultar tablas de valores críticos o utilizar software estadístico para determinar el valor crítico de U.
6. **Comparación de U observado y U crítico:** Compara el valor de U observado (calculado a partir de tus datos) con el valor crítico de U. Si U observado es menor que U crítico, puedes rechazar la hipótesis nula y concluir que hay una diferencia significativa entre los grupos. Si U observado es igual o mayor que U crítico, no puedes rechazar la hipótesis nula y concluyes que no hay evidencia de una diferencia significativa.

Cuando se realiza la prueba de Mann-Whitney en Python, se obtienen varias variables y resultados que facilitan la obtención de resultados entre los dos grupos estudiados que son:

1. **Estadístico U:** Es el estadístico de prueba que se calcula en la prueba de Mann-Whitney. El valor de U se utiliza para determinar si existe una diferencia significativa entre los dos grupos.

2. **Valor p:** Es un valor que se calcula a partir de la distribución del estadístico U. Se utiliza para evaluar la significancia estadística de la diferencia entre los grupos. Un valor p bajo (generalmente menor que 0.05) indica que la diferencia es estadísticamente significativa.
3. **Dirección de la diferencia:** El signo del estadístico U y la dirección de la diferencia pueden indicar cuál de los dos grupos tiene valores más altos. Un valor U negativo sugiere que el primer grupo tiene valores más bajos, mientras que un valor U positivo sugiere que el segundo grupo tiene valores más bajos.

La prueba de Mann-Whitney en este proyecto se utiliza para obtener las diferencias de temperaturas entre dos periodos independientes de tiempo, esas diferencias irán acompañadas de un p-valor que se utilizara para determinar si las diferencias son o no estadísticamente significativas. Este p-valor suele estar especificado en 0.05 el cual indica un riesgo del 5% de concluir que existe una diferencia significativa cuando en realidad no la hay. Cuando el p-valor sea mayor que el nivel de significación (0.05) se decide no rechazar la hipótesis nula.

3.3.2. Test de Mann-Kendall

La prueba de Mann-Kendall es una prueba estadística no paramétrica que se utiliza para evaluar la presencia de tendencias en una serie temporal de datos (Kendall, 1938). Es especialmente útil cuando los datos no siguen una distribución normal o cuando no se puede asumir una relación lineal entre las variables. Esta prueba es ampliamente utilizada en la investigación ambiental, hidrología, climatología y otras disciplinas para analizar tendencias en datos observacionales a lo largo del tiempo.

La prueba de Mann-Kendall funciona de la siguiente manera:

1. **Hipótesis nula (H0) y alternativa (H1):** El objetivo principal de la prueba de Mann-Kendall es determinar si hay una tendencia significativa en una serie de datos a lo largo del tiempo. La hipótesis nula (H0) establece que no hay tendencia, mientras que la hipótesis alternativa (H1) sostiene que existe una tendencia en los datos.
2. **Cálculo del estadístico de Mann-Kendall (S):** El siguiente paso es calcular el estadístico de Mann-Kendall (S), que mide la concordancia de las tendencias en las diferencias. El valor de S puede ser positivo o negativo. Un valor positivo de S indica una tendencia creciente, mientras que un valor negativo indica una tendencia decreciente.
3. **Cálculo de la varianza (Var(S)):** Luego, se calcula la varianza del estadístico S para evaluar la significancia de las tendencias. Un valor alto de Var(S) sugiere una mayor incertidumbre en la tendencia.

4. **Determinación de la significancia:** Finalmente, se compara el valor calculado de Z con una tabla de valores críticos (generalmente en el nivel de confianza del 95%). Si el valor de Z es mayor o menor que los valores críticos, se puede rechazar la hipótesis nula (H_0) y concluir que hay una tendencia significativa en los datos.

Es importante tener en cuenta que la prueba de Mann-Kendall es una herramienta útil para detectar tendencias en series temporales, pero no proporciona información sobre la dirección o la magnitud de la tendencia. Además, se pueden aplicar correcciones para tener en cuenta la autocorrelación temporal en los datos si es relevante para tu análisis.

Cuando se realiza la prueba de Mann-Kendall, se obtienen varias variables y resultados que facilitan la obtención de resultados entre los dos grupos estudiados que son:

1. **Estadístico de Mann-Kendall (S):** Indica si su valor es alto si existe una tendencia en el grupo observado.
2. **Valor de p:** Es un valor p que se calcula a partir de la distribución de S y se utiliza para determinar la significancia estadística de la tendencia. Un valor p bajo (generalmente menor que 0.05) indica que la tendencia es estadísticamente significativa.
3. **Sen's Slope:** Es una estimación de la magnitud de la tendencia, es decir, cuánto cambia la variable con el tiempo. Puede ser positivo (indicando un aumento) o negativo (indicando una disminución).
4. **Intercepción de Sen's Slope:** Este valor indica el valor de la variable en el punto de partida de la serie temporal.

Para este proyecto emplearemos la prueba de Mann-Kendall para la obtención de tendencias de los periodos temporales escogidos sobre las variables estudiadas, junto con su p-valor que informa de la significación estadística para así poder o no rechazar la hipótesis nula.

3.4. Aplicación a energía solar

En este apartado se tratarán conceptos necesarios para calcular la pérdida de rendimiento en paneles solares dentro del área de estudio seleccionada, como el de hora pico solar y potencia pico solar con los que se podrá analizar la pérdida de rendimiento en los paneles solares.

3.4.1. Área de estudio

Los parques solares que se han seleccionado para realizar el estudio de rendimiento han sido los siguientes (Figura 3):

- Parque de Núñez de Balboa: ubicada en el municipio de Usagre en Badajoz y finalizada e inaugurada en el 2020 es la mayor planta fotovoltaica de toda Europa,

con una superficie de aproximadamente 1000 ha y con una capacidad instalada de 500 MWp y una potencia máxima de conexión de red de 391 MWp (Grupo energético Iberdrola, 2020).

- **Parque de Mula:** ubicado en la comunidad autónoma de Murcia, es la segunda central fotovoltaica construida en España, finalizando su construcción en el 2019 y con una capacidad de producción de 494 MWp y unas dimensiones de aproximadamente 1000 ha (Grupo Cobra, 2019).
- **Parque de don Rodrigo:** ubicado en Sevilla, comenzando su construcción en 2012 y finalizando la misma en el 2018 cuenta con 300 ha y también es una de las más grandes de Europa, teniendo una potencia instalada de 174 MW (Alusin Solar, 2023).
- **Parque solar de Valdecarretas:** ubicado en la provincia de Zamora, en el término municipal de Toro, cuenta con una capacidad operativa de 37.75 MWp y una superficie operativa de 118.8 ha, además es uno de los parques fotovoltaicos más jóvenes de toda la Península Ibérica, finalizando su construcción en el segundo trimestre de 2023 (Junta de Castilla y León, 2020).
- **Parque Picón I:** ubicado en Castilla-La Mancha es otro de los parques elegidos para este proyecto, inaugurado en 2023 ocupando un espacio de 90 ha y teniendo una capacidad para producir alrededor de 50MW (Alusin Solar, 2023).
- **Parque de Chiprana:** ubicado en la provincia de Zaragoza cuenta con una potencia instalada de 200 MW y dispone de una superficie total de 65 ha desde la finalización de su obra en el 2019 (Grupo Corba, 2023).



Figura 3: Ubicaciones de los parques solares seleccionados.

3.4.2. Hora solar pico y potencia pico solar

Los conceptos de potencia pico solar y hora pico solar que se explican a continuación son fundamentales a la hora de calcular la pérdida de rendimiento de los paneles solares, pues ambos conceptos exponen la irradiancia emitida por el sol en una hora determinada. Este valor será fundamental a la hora de obtener pérdidas de rendimiento.

La hora pico solar o HSP es la unidad que mide la radiación del sol y se puede definir como la energía que se recibe en una unidad de superficie (normalmente metros cuadrados), esta energía se recibe con una hipotética irradiancia constante de 1000 W/m^2 (Pérez Martínez et al., 2017). En la Figura 4 se representa la distribución horaria junto con los niveles de irradiancia que incide sobre la superficie. Se puede observar cómo los niveles de irradiancia varían a lo largo del día. De esta manera la HSP (recuadro amarillo) se encuentran aproximadamente entre las 8 y las 16 UTC, ya que son las horas en las que se recibe una irradiación de 1000 W/m^2 . Cabe destacar que este supuesto ideal solo ocurre en determinados días soleados de invierno.

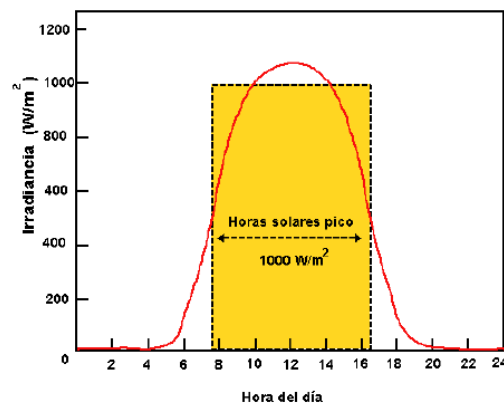


Figura 4: Gráfica de la evolución de la irradiancia solar a lo largo del día. Fuente: [21]

La potencia pico de una placa solar o cualquier elemento fotovoltaico, se puede definir como la potencia eléctrica máxima que este objeto puede generar bajo unos estándares de medida que son:

1. Irradiancia: 1000 W/m^2
2. Temperatura: $25 \text{ }^\circ\text{C}$
3. AM: 1.5

En la Ec. (8), AM representa la masa del aire, es una medida de la distancia capaz de recorrer la radiación a través de la atmosfera la cual varía según el ángulo de incidencia.

$$AM = \frac{1}{\cos \alpha} \quad (8)$$

3.4.3. Pérdida de rendimiento

Para generar energía, las placas fotovoltaicas requieren luz solar, pero es importante destacar que esta necesidad no implica la presencia de calor, ya que las placas solares pueden producir energía de igual manera a bajas temperaturas, incluso la eficiencia de las placas solares se ve afectada negativamente por el exceso de calor como se demuestra en la (Tabla

6) a partir de su coeficiente de temperatura (Pmax); a diferencia de la luminosidad del día, que siempre resulta fundamental para lograr una óptima producción de energía.

Como ya se ha mencionado, según las expresiones para obtener de la pérdida de rendimiento (Ecs. 9-11) con temperaturas inferiores a 25 °C se experimenta una breve pérdida de rendimiento, aunque esa pérdida de rendimiento con la bajada de temperaturas es mucho menor que con temperaturas altas. Por ejemplo, a 5 °C el rendimiento será del 95% de acuerdo con la Ec. 11. es decir, las placas solares por debajo de los 25 °C apenas experimentan una pérdida mayor del 95% de su rendimiento.

Para saber si el rendimiento de los paneles solares se está viendo afectado y en qué medida por la temperatura, el elemento clave que se debe tener en cuenta es el coeficiente de pérdida o de degradación (Ec. 11). Este coeficiente (Pmax) indicará la pérdida de rendimiento en % de un panel solar, partiendo de la base que la temperatura idónea es de 25 °C con una irradiancia de 1000 W/m² (este coeficiente viene siempre en la ficha técnica de cada panel solar). De esta forma cuanto menor sea ese coeficiente mejor rendimiento tendrá nuestra placa, pero mayor será su costo. Para calcular esta pérdida de rendimiento primero hay que calcular el incremento de temperatura según la potencia producida por el sol en W/m²(I)

$$\Delta t^{\circ} = 0.034 * I - 4 \quad (9)$$

Posteriormente, se suma este incremento de temperatura a la temperatura ambiente para obtener la temperatura de la célula fotovoltaica del panel solar (Ec. 10).

$$T_{\text{célula}} = \Delta t + T_{\text{amb}} \quad (10)$$

Por último, se calcula la pérdida de rendimiento según el coeficiente de pérdida de la placa solar indicado en la Tabla 1 a partir de la variable Pmax, que suele estar comprendido entre -0.2%/°C y -0.5%/°C a partir de la temperatura óptima (25 °C).

$$\% \text{pérdida} = -\text{Coef.} * (T_{\text{célula}} - 25) \quad (11)$$

3.4.4. Análisis de rendimiento en placas solares

En la actualidad existen dos tipos de placas solares, monocristalinas y policristalinas:

- Las placas solares monocristalinas son uno de los tipos más eficientes y ampliamente utilizados de paneles solares disponibles en el mercado. Están hechas de un solo cristal de silicio de alta pureza, que se extrae y se corta en láminas delgadas para formar celdas solares individuales. Estas placas son más eficientes y de menor tamaño que las policristalinas, pero con un coste mucho mayor lo que implica un gran impedimento a la hora de construir parque a gran escala
Las placas solares policristalinas en cambio son otro tipo de placas que, pese a tener una menor eficiencia, su precio es menor y al tener la misma vida útil que las placas monocristalinas presentan un menor margen de amortización por lo que son la mejor opción a la hora de construir parques solares a gran escala. Por ello son las empleadas

en la gran mayoría de parques construidos en la Península Ibérica y son las que utilizaremos en este estudio como referencia.

Según los datos de la Tabla 6 correspondientes a una placa de células policristalinas, se han aplicado las ecuaciones correspondientes para el cálculo de la pérdida de rendimiento para de esta manera obtener las temperaturas máximas para los rendimientos que se van a estudiar. En esta placa el coeficiente de pérdida (Pmax) está en el -0.43% lo que implica que por cada grado que supere de los 25° C ideales para la temperatura óptima, pierde ese porcentaje de rendimiento.

Medida	Valor
NOCT	47+/- 2 °C
Coeficiente de temperatura Pmax	-0.43% / °C
Coeficiente de temperatura VOC	-0.33% / °C
Coeficiente de temperatura ISC	0.056% / °C
Temperatura de trabajo	-40 /+85 °C

Tabla 6: Características de temperatura panel solar policristalino. Fuente: [15]

Para el cálculo de la pérdida de rendimiento hará falta calcular la temperatura de la célula en función de la temperatura ambiente (t_{amb}), la irradiancia (I), y la temperatura nominal operacional de la célula (NOCT).

$$t_{cell} = t_{amb} + I * \left(\frac{NOCT-20}{0.8kW/m^2} \right) \quad (12)$$

$$t_{cell} = t_{amb} + 33'75 \quad (13)$$

Las Ecs. (9 y 10) son una forma generalizada para el cálculo de la temperatura de la célula, mientras que la Ec. (12) al tener en cuenta cada característica particular de la placa, es mucho más precisa.

Una vez se ha obtenido la t_{cell} se sustituye en la Ec. (14) para obtener la pérdida de rendimiento en porcentaje:

$$-0.43 * (t_{amb} + 8'7) = \%p\acute{e}rdida \quad (14)$$

Este resultado es una aproximación de los resultados que se obtendrían en las placas de todo el territorio peninsular al poseer características similares. A continuación, y haciendo usos de las Ecs. (12-14) se calcularán las temperaturas máximas en las que los paneles solares rendirán al 90% y 85%. Para que las placas solares rindan al 100%, su temperatura debe estar entre 0 y 25 °C para que no se aplique el coeficiente de pérdida de rendimiento. Sin embargo, la temperatura para que la placa alcance el 85% de rendimiento (lo que supone un 15% de pérdida) se conseguirá en torno a los 0-30 °C de temperatura ambiente de acuerdo con las Ecs. (12-14). Por último, el 80% de rendimiento (20% de pérdida) se conseguirá en torno a los 0-37 °C de temperatura ambiente. Esta temperatura puede oscilar entre los 35–40 °C dependiendo de las características de la placa solar. Estas pérdidas de rendimiento se han

calculado de acuerdo con los datos de temperatura obtenidos a las 12:00 UTC, lo que indica que se encuentra en la hora de pico solar (Figura 4).

Capítulo 4: Resultados

En este capítulo se muestran los resultados más importantes obtenidos durante el desarrollo del proyecto. Primeramente, se muestran los resultados de las diferencias de temperatura entre los diferentes periodos de tiempo evaluados a partir de la prueba de Mann-Whitney. A continuación, se muestran las tendencias de las diferentes variables de temperatura a lo largo de diferentes periodos futuros utilizando el escenario SSP5-8.5 mediante la prueba de Mann-Kendall. Finalmente se exponen los resultados sobre pérdida de rendimiento y tendencias de número de días con un rendimiento de las placas solares de al menos un 85% y un 90% en cada uno de los parques solares seleccionados dentro de la Península Ibérica.

4.1. Análisis de diferencias de temperatura

En este apartado se exponen los resultados obtenidos a partir de los estudios realizados sobre los datos de temperatura aplicando la prueba estadística no paramétrica de Mann-Whitney. Primeramente, se muestra el valor medio de todo del área de estudio analizado para cada variable y para los distintos periodos de tiempo analizados en formato tabla, seguidamente se muestra la distribución espacial de cada variable de temperatura analizada en diferentes periodos de tiempo.

4.1.1. Diferencias medias de temperatura

A continuación, se muestran los resultados de la prueba de Mann-Whitney (diferencia y p-valor) de las diferentes variables de temperatura agrupadas por estaciones y evaluadas en diferentes periodos de tiempo.

En las Tabla 7-11 se muestran los resultados de aplicar la prueba de Mann-Whitney entre los últimos 30 años del escenario SSP5-8.5 (2071-2100), con la primera treintena del periodo preindustrial (1850-1879) y con el último periodo climático actual de referencia (1981-2010). Además, se han seleccionado periodos de 85 años para comparar el periodo completo del escenario SSP5-8.5 (2015-2100) con los primeros 85 años del periodo histórico (1850-1935) y con los últimos años (1929-2014) del periodo histórico, con el objetivo de evaluar diferencias estadísticamente significativas de las diferentes variables de temperatura (p-valor ≤ 0.05) entre los periodos seleccionados.

Comparando las Tabla 7-11 se puede observar como las mayores diferencias de temperatura entre los diferentes periodos analizados se registran en verano (Tabla 9). Especialmente en la variable TMAX que llega a ser de 5.4 °C mayor a finales del siglo XXI (2071-2100) respecto al periodo preindustrial (1850-1879). Por otro lado, en los meses de invierno (Tabla

7) y primavera (Tabla 8) se producen las menores diferencias (entre 2.8 °C y 3.5 °C). Como cabía esperar, las diferencias se reducen a medida que los periodos seleccionados que se comparan están más próximos entre sí, lo que indica que con el paso del tiempo las temperaturas de todas las variables estudiadas (T, TMAX y TMIN) han ido aumentando en mayor o menor medida. Al comparar las dos primeras columnas de las Tablas 7 a 11 que analizan la diferencia entre el periodo del escenario SSP5-8.5 (2071-2100) y la primera treintena del periodo preindustrial (1850-1879), así como el último periodo del modelo histórico (1981-2010), se observa una reducción en la diferencia de las variables de temperatura al comparar el periodo del escenario SSP5-8.5 (2071-2100) con el periodo (1981-2010), donde las diferencias son menores de +3 °C en invierno, primavera y otoño; mientras que para el periodo más antiguo (1850-1879) las diferencias son superiores a +3 °C. Este hecho se puede observar durante el invierno (Tabla 7), primavera (Tabla 8) y otoño (Tabla 10). Sin embargo, en verano (Tabla 9) las diferencias se mantienen para las variables T, TMAX y TMIN siendo 4.9 °C, 5.3 °C y 4.6 °C, respectivamente, muy similares para cada periodo. Este patrón indica un aumento de todas las variables de temperatura a lo largo del periodo histórico a partir de la finalización del periodo preindustrial en el año 1900. con excepción del verano. El resumen anual (Tabla 11) muestra que las diferencias son mayores en TMAX que en TMIN (en torno a 0.6 °C de diferencia entre uno y otro) en la totalidad de periodos estudiados. Otra variable que se ha analizado es la AMPLITUD, que es la diferencia entre TMAX y TMIN. Tal y como se puede observar en las Tabla 7-11 las diferencias para la variable AMPLITUD entre los diferentes periodos son las más bajas de todas las variables, si bien, son estadísticamente significativas. Lo que implica que a pesar de que la TMAX aumente unos 0.6 °C más que la TMIN, la AMPLITUD también aumenta significativamente. Respecto a los periodos analizados de 85 años, en los que se compara el periodo completo del escenario SSP5-8.5 (2015-2100) con la primera fase del periodo histórico (1850-1935) y la fase final (1929-2014), se puede observar como las diferencias son menores respecto a los periodos de 30 años. Por otro lado, la diferencia es mayor cuando se compara el escenario SSP5-8.5 con el periodo más antiguo (1850-1935) que cuando se utiliza el más reciente (1929-2014). Es decir, que tras la finalización del periodo preindustrial el aumento de temperaturas en el territorio peninsular fue significativo.

	30 años		30 años		85 años		85 años	
	(2071-2100)- (1850-1879)		(2071-2100)- (1981-2010)		(2015-2100)- (1850-1935)		(2015-2100)- (1929-2014)	
Invierno	P-valor	Diferencia	P-valor	Diferencia	P-valor	Diferencia	P-valor	Diferencia
Datos\parámetros								
T	0.00	3.2	0.00	2.6	0.00	2.2	0.00	1.9
TMAX	0.00	3.4	0.00	2.8	0.00	2.4	0.00	2.1
TMIN	0.00	3.0	0.00	2.4	0.00	2.1	0.00	1.8
Amplitud	0.02	0.3	0.03	0.3	0.03	0.2	0.04	0.2

Tabla 7: P-valor y diferencias en invierno de la prueba de Mann-Whitney en los diferentes periodos analizados. En negrita se muestran los p-valores significativos (< 0.05) y sombreado en rojo y (azul) las diferencias positivas y (negativas) ligadas a ese p-valor significativo.

Primavera	(2071-2100)- (1850-1879)		(2071-2100)- (1981-2010)		(2015-2100)- (1850-1935)		(2015-2100)- (1929-2014)	
	P-valor	Diferencia	P-valor	Diferencia	P-valor	Diferencia	P-valor	Diferencia
Datos\parámetros								
T	0.00	3.1	0.00	2.6	0.00	2.4	0.00	1.8
TMAX	0.00	3.5	0.00	3.1	0.00	2.6	0.00	2.1
TMIN	0.00	2.8	0.00	2.3	0.00	2.1	0.00	1.6
Amplitud	0.03	0.6	0.01	0.7	0.03	0.4	0.01	0.4

Tabla 8: P-valor y diferencias en primavera de la prueba de Mann-Whitney en los diferentes periodos analizados. En negrita se muestran los p-valores significativos (< 0.05) y sombreado en rojo y (azul) las diferencias positivas y (negativas) ligadas a ese p-valor significativo.

Verano	(2071-2100) (1850-1879)		(2071-2100) (1981-2010)		(2015-2100) (1850-1935)		(2015-2100) (1929-2014)	
	P-valor	Diferencia	P-valor	Diferencia	P-valor	Diferencia	P-valor	Diferencia
Datos\parámetros								
T	0.00	4.9	0.00	4.9	0.00	3.6	0.00	3.4
TMAX	0.00	5.3	0.00	5.3	0.00	3.8	0.00	3.6
TMIN	0.00	4.6	0.00	4.6	0.00	3.4	0.00	3.2
Amplitud	0.04	0.7	0.04	0.7	0.05	0.3	0.04	0.4

Tabla 9: P-valor y diferencias en verano de la prueba de Mann-Whitney en los diferentes periodos analizados. En negrita se muestran los p-valores significativos (< 0.05) y sombreado en rojo y (azul) las diferencias positivas y (negativas) ligadas a ese p-valor significativo.

Otoño	(2071-2100) (1850-1879)		(2071-2100) (1981-2010)		(2015-2100) (1850-1935)		(2015-2100) (1929-2014)	
	P-valor	Diferencia	P-valor	Diferencia	P-valor	Diferencia	P-valor	Diferencia
Datos\parámetros								
T	0.00	3.9	0.00	3.7	0.00	2.9	0.00	2.6
TMAX	0.00	4.2	0.00	4.1	0.00	3.1	0.00	2.8
TMIN	0.00	3.8	0.00	3.5	0.00	2.8	0.00	2.5
Amplitud	0.03	0.4	0.04	0.5	0.04	0.2	0.06	0.2

Tabla 10: P-valor y diferencias en otoño de la prueba de Mann-Whitney en los diferentes periodos analizados. En negrita se muestran los p-valores significativos (< 0.05) y sombreado en rojo y (azul) las diferencias positivas y (negativas) ligadas a ese p-valor significativo.

Anual	(2071-2100) (1850-1879)		(2071-2100) (1981-2010)		(2015-2100) (1850-1935)		(2015-2100) (1929-2014)	
	P-valor	Diferencia	P-valor	Diferencia	P-valor	Diferencia	P-valor	Diferencia
Datos\parámetros								
T	0.00	3.8	0.00	3.5	0.00	2.8	0.00	2.4
TMAX	0.00	4.1	0.00	3.8	0.00	3.0	0.00	2.6
TMIN	0.00	3.6	0.00	3.2	0.00	2.6	0.00	2.3
Amplitud	0.03	0.5	0.03	0.5	0.04	0.3	0.04	0.3

Tabla 11: P-valor y diferencias anuales de la prueba de Mann-Whitney en los diferentes periodos analizados. En negrita se muestran los p-valores significativos (< 0.05) y sombreado en rojo y (azul) las diferencias positivas y (negativas) ligadas a ese p-valor significativo.

4.1.2. Distribución estacional de las diferencias de temperatura

En este apartado se estudia la distribución espacial de las diferentes variables de temperatura a través de la realización de la prueba de Mann-Whitney para diferentes periodos de tiempo en la Península Ibérica. Además, con el objetivo de evaluar posibles diferencias, los datos se agrupan por estaciones. En la Figura 5 se muestran las diferencias de T entre los últimos 30 años del escenario SSP5-8.5 (2071-2100) y el periodo preindustrial (1850-1879). De acuerdo con los resultados vistos en las Tabla 7-11, en la Figura 5c también se puede observar un mayor aumento de las diferencias de T en los meses de verano (de hasta 7-8 °C en el interior peninsular). También es destacable que en todas las estaciones las diferencias son estadísticamente significativas, ya que los periodos que se han comparado son muy distantes entre sí (2071-2100 con 1850-1879). Las menores diferencias se experimentan en los meses de invierno (Figura 5a) y primavera (Figura 5b), con diferencias de T inferiores a +3 °C y siendo entre +0 °C y +1 °C en las zonas costeras.

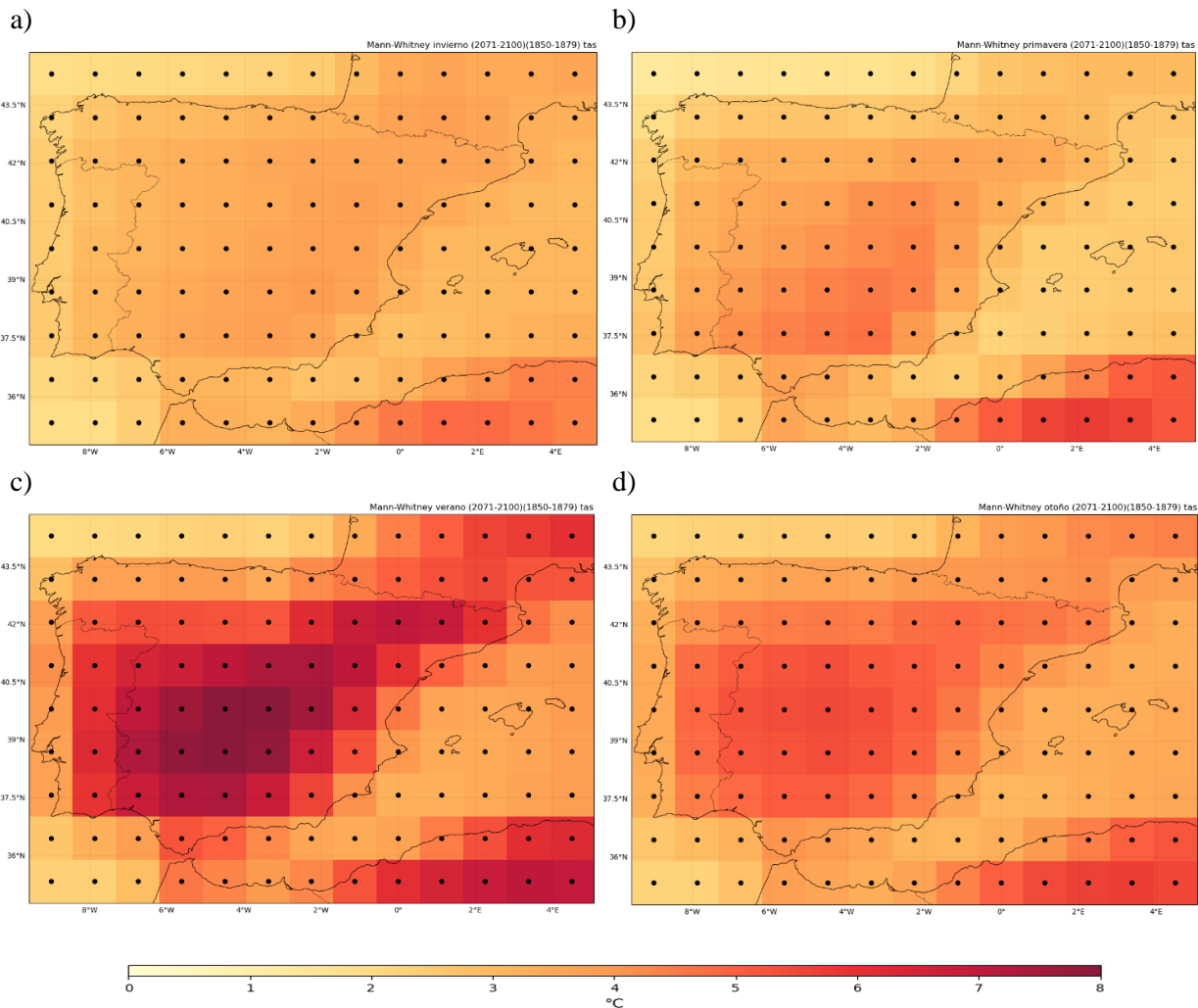


Figura 5: Diferencias de T (2071-2100) – (1850-1879) en la Península Ibérica en las estaciones de: (a) Invierno, (b) Primavera, (c) Verano y (d) Otoño. Los puntos negros indican un p-valor ≤ 0.05 .

En la Figura 6 se muestran las diferencias de TMAX entre los periodos (1850-1879) - (2071-2100). De acuerdo con los resultados vistos en las Tabla 7-11 en la Figura 6c también se puede observar un mayor aumento de las diferencias de TMAX en los meses de verano (entre +7 °C y +8 °C) en prácticamente todo el interior peninsular y de entre 0 °C y 3 °C en el litoral. También es destacable que al igual que en la Figura 5, las diferencias son estadísticamente significativas en toda la Península Ibérica y en todas las estaciones. Las menores diferencias se vuelven a experimentar en los meses de invierno (Figura 6a) y primavera (Figura 6b) con diferencias de TMAX en torno a +3 °C y +5 °C, respectivamente.

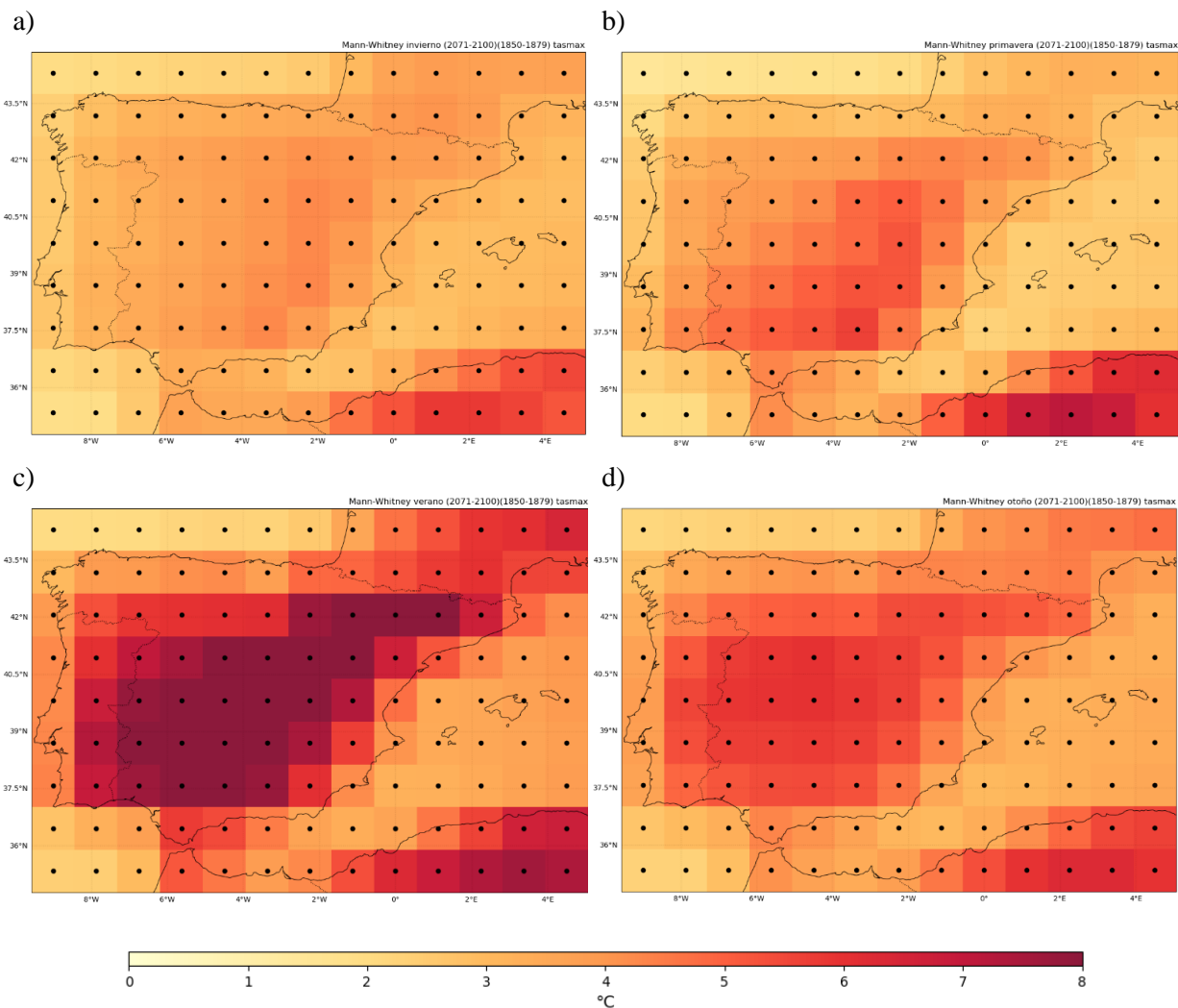


Figura 6: Diferencias de TMAX (2071-2100) – (1850-1879) en la Península Ibérica en las estaciones de: (a) Invierno, (b) Primavera, (c) Verano y (d) Otoño. Los puntos negros indican un p-valor <= 0.05.

Ahora, en la Figura 7 se muestran los resultados obtenidos para la variable TMIN para el periodo de datos independientes (2071-2100) – (1850-1879). Tal y como se aprecia en las Tabla 7-11, la variable TMIN es la que posee las diferencias más bajas en cada estación. Las mayores diferencias de la variable TMIN se pueden observar en verano (Figura 7c), con diferencias de TMIN que llegan a alcanzar los +6 °C en el centro peninsular, mientras que, en el litoral, independientemente de la estación estudiada, se sitúan entre los 0 °C y 3 °C. Por otro lado, las diferencias más pequeñas se experimentan en invierno (Figura 7a) y en primavera (Figura 7b), alcanzando los +3 °C y siendo más bajas en las zonas próximas a la costa Cantábrica y Atlántica, pero manteniéndose bastante uniforme en toda la Península. Además, las diferencias son estadísticamente significativas en todas las estaciones y en todo el dominio de estudio.

En resumen, para este periodo (2071-2100) - (1850-1879), las diferencias más altas se encuentran al realizar el estudio sobre la variable TMAX y las menores cuando se estudia la variable TMIN, siendo las diferencias de T una media de ambas. Por otro lado, centrándonos en el estudio estacional, las diferencias más grandes se sitúan en verano (Figuras 6c-8c), concentrándose en el interior peninsular (alcanzando de media más de +7 °C), mientras que las diferencias menores, se encuentran en las estaciones de invierno y primavera, que también presentan, aunque en menor medida, diferencias más altas en el interior peninsular (menores de +3 °C).

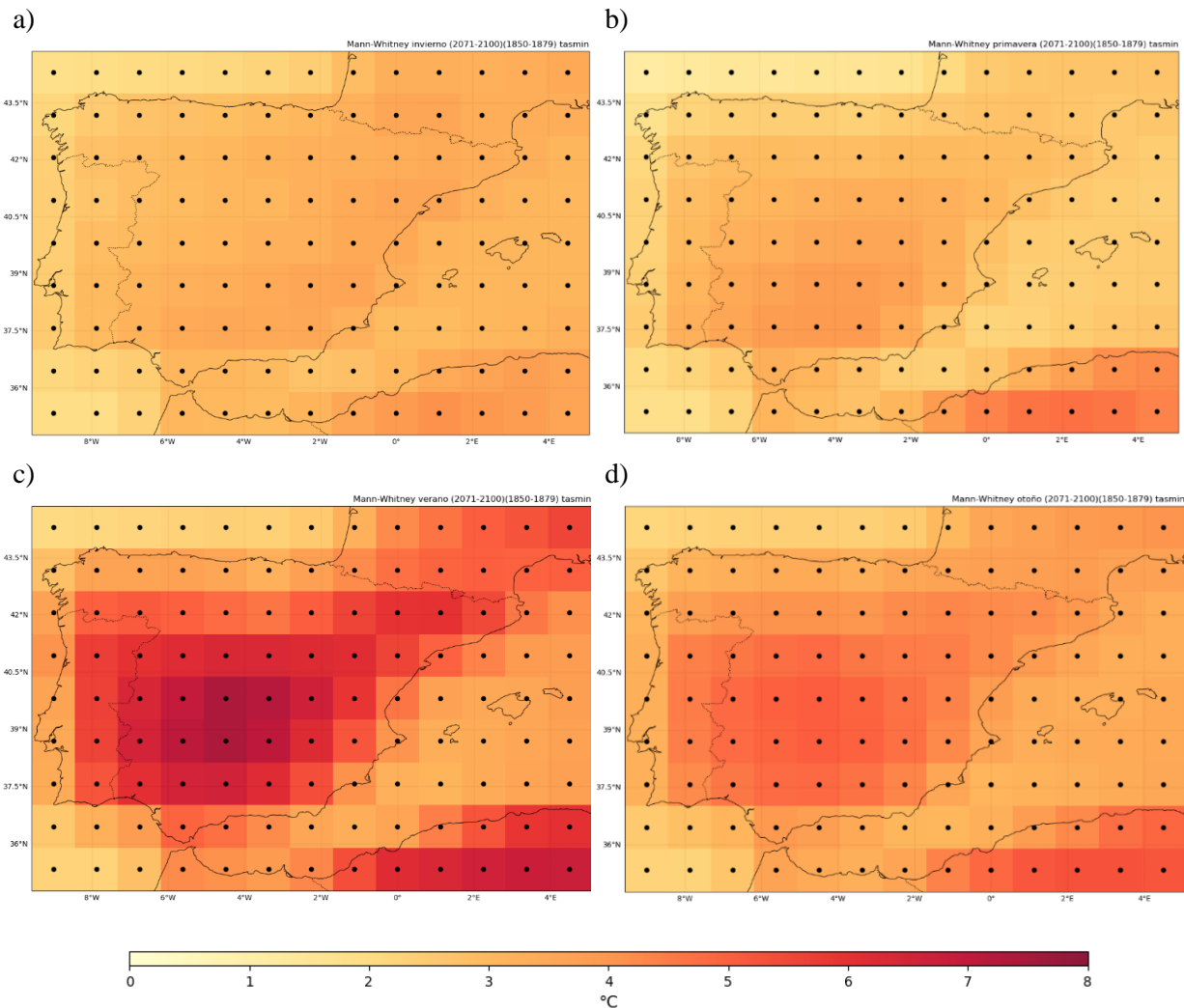


Figura 7: Diferencias de TMIN (2071-2100) – (1850-1879) en la Península Ibérica en las estaciones de: (a) Invierno, (b) Primavera, (c) Verano y (d) Otoño. Los puntos negros indican un p-valor ≤ 0.05 .

A continuación, se analizan las diferencias de las variables T, TMAX y TMIN, pero del periodo (2015-2100) – (1925-2010) con el objetivo de ver la evolución de las temperaturas en relación con el último periodo del siglo XXI.

En la Figura 8, se muestra las diferencias entre los periodos de tiempo histórico (1929-2014) y SSP5-8.5 (2015-2100) sobre la variable T. Si se comparan estos resultados con los de la Figura 5, que comprende el periodo (1850-1879) – (2071-2100), se pueden observar diferencias de T menores al tratarse de periodos más cercanos entre sí. En la Figura 8c se puede observar como las diferencias de T en verano son de en torno a los +4 y +5 °C, siendo más altas en el interior peninsular. Además, las diferencias más pequeñas, entre 2-3 °C, ocurren en invierno (Figura 8a) y primavera (Figura 8b), como también se puede ver en las Tabla 7-11. Por último, estas diferencias de T son estadísticamente significantes en toda la Península.

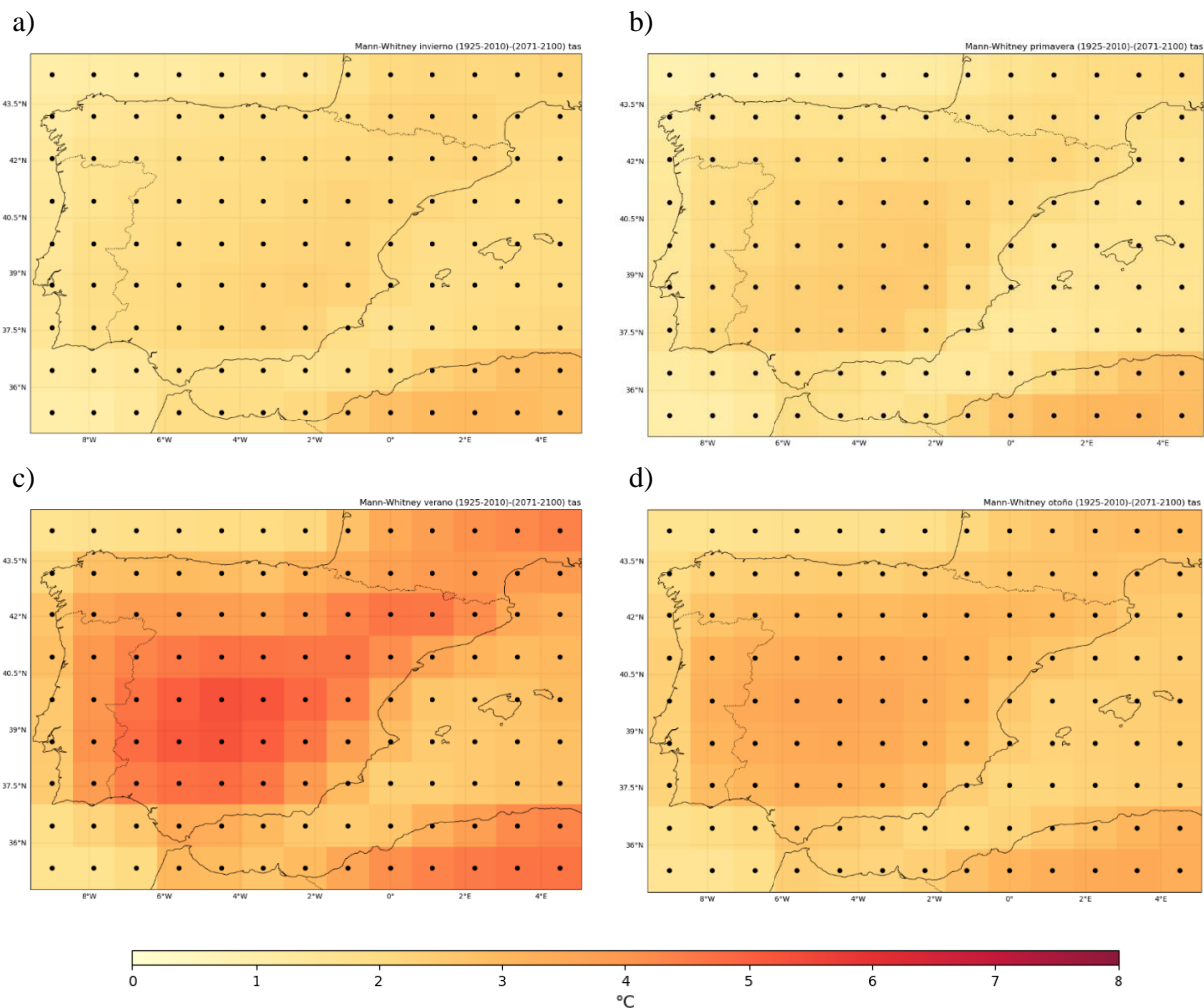


Figura 8: Diferencias de T (2015-2100) – (1925-2010) en la Península Ibérica en las estaciones de: (a) Invierno, (b) Primavera, (c) Verano y (d) Otoño. Los puntos negros indican un p-valor ≤ 0.05 .

En la Figura 9, se muestran las diferencias de TMAX entre los periodos (2071-2100) - (1925-2010) De acuerdo con los resultados vistos en las Tabla 7-11, en la Figura 9 también se puede observar un mayor aumento de las diferencias de TMAX en los meses de verano (Figura 9c) de hasta 4-5 °C en prácticamente todo el interior peninsular. También es destacable que existen en todas las estaciones diferencias estadísticamente significativas. Las menores diferencias se experimentan en los meses de invierno (Figura 9a) y primavera (Figura 9b) con diferencias de TMAX en torno a 1-3 °C en todo el territorio peninsular, y se puede ver como las diferencias han aumentado en relación con la Figura 8. Por otro lado, la estación otoñal (Figura 9d) se presenta como un punto intermedio entre las diferencias de TMAX en verano e invierno, con diferencias de TMAX hasta 3 °C en el centro peninsular entre ambos periodos. Además, las diferencias de temperaturas en el litoral se encuentran siempre entre los 0 °C y 3 °C, independientemente de la estación que esté siendo representada.

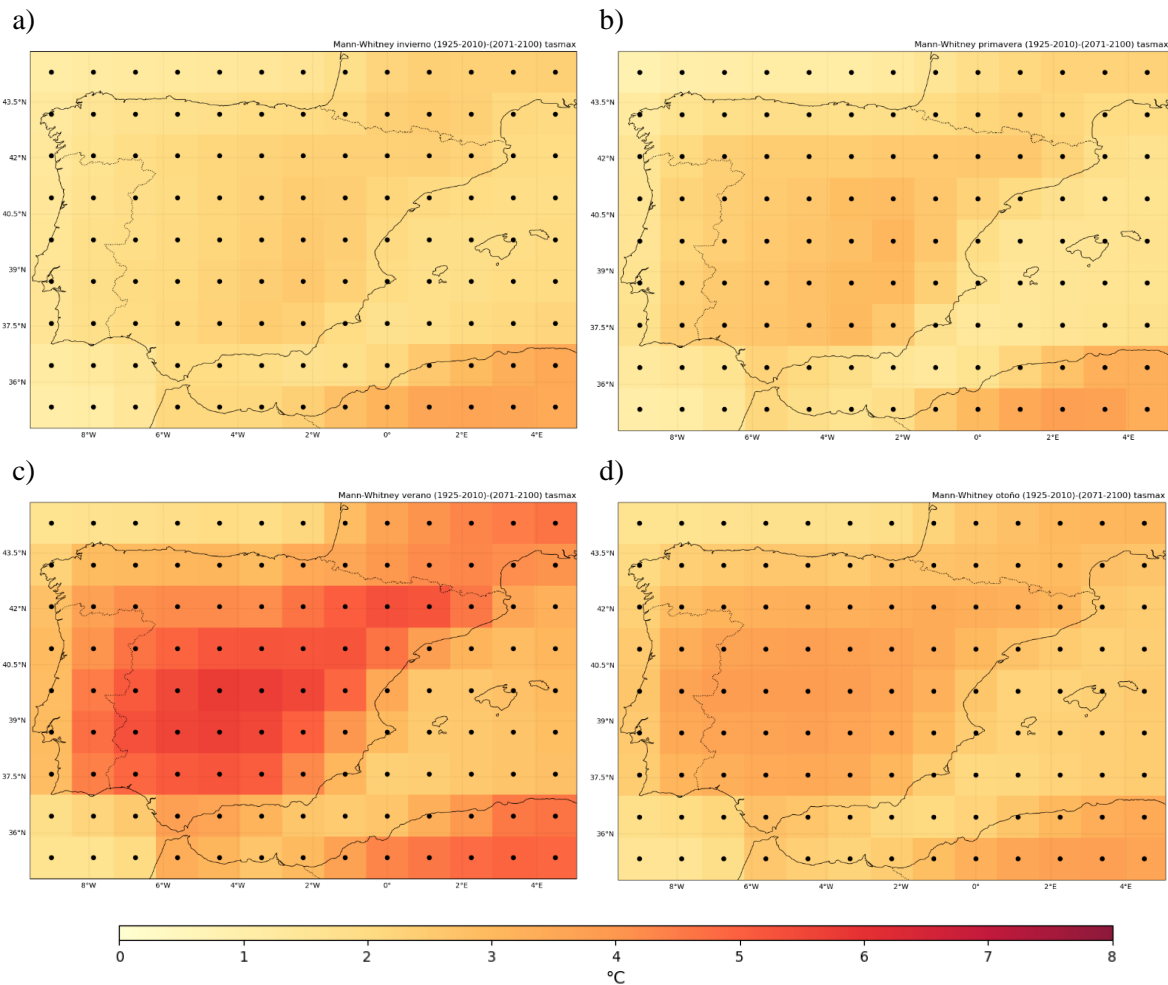


Figura 9: Diferencias de TMAX (2015-2100) – (1925-2010) en la Península Ibérica en las estaciones de: (a) Invierno, (b) Primavera, (c) Verano y (d) Otoño. Los puntos negros indican un p-valor ≤ 0.05 .

Por último, en la Figura 10 se muestra la distribución espacial de las diferencias de TMIN entre los periodos (1929-2014) - (2015-2100). En la Figura 10c se puede observar cómo las diferencias de TMIN siguen el mismo patrón que las variables anteriores, ya que las diferencias en la estación de verano vuelven a ser las más notorias (de hasta 5 °C en el centro peninsular), mientras que en los meses de invierno (Figura 10a) y primavera (Figura 10b) las diferencias se sitúan entre 0 y 2 °C, siendo estas menores en zonas próximas a la costa. También se sigue mostrando diferencias estadísticamente significativas en todo el territorio peninsular. En la estación de otoño (Figura 10d) se observan diferencias de TMIN en torno a 3 °C en el centro peninsular, que sitúan a esta estación como una transición de verano a invierno.

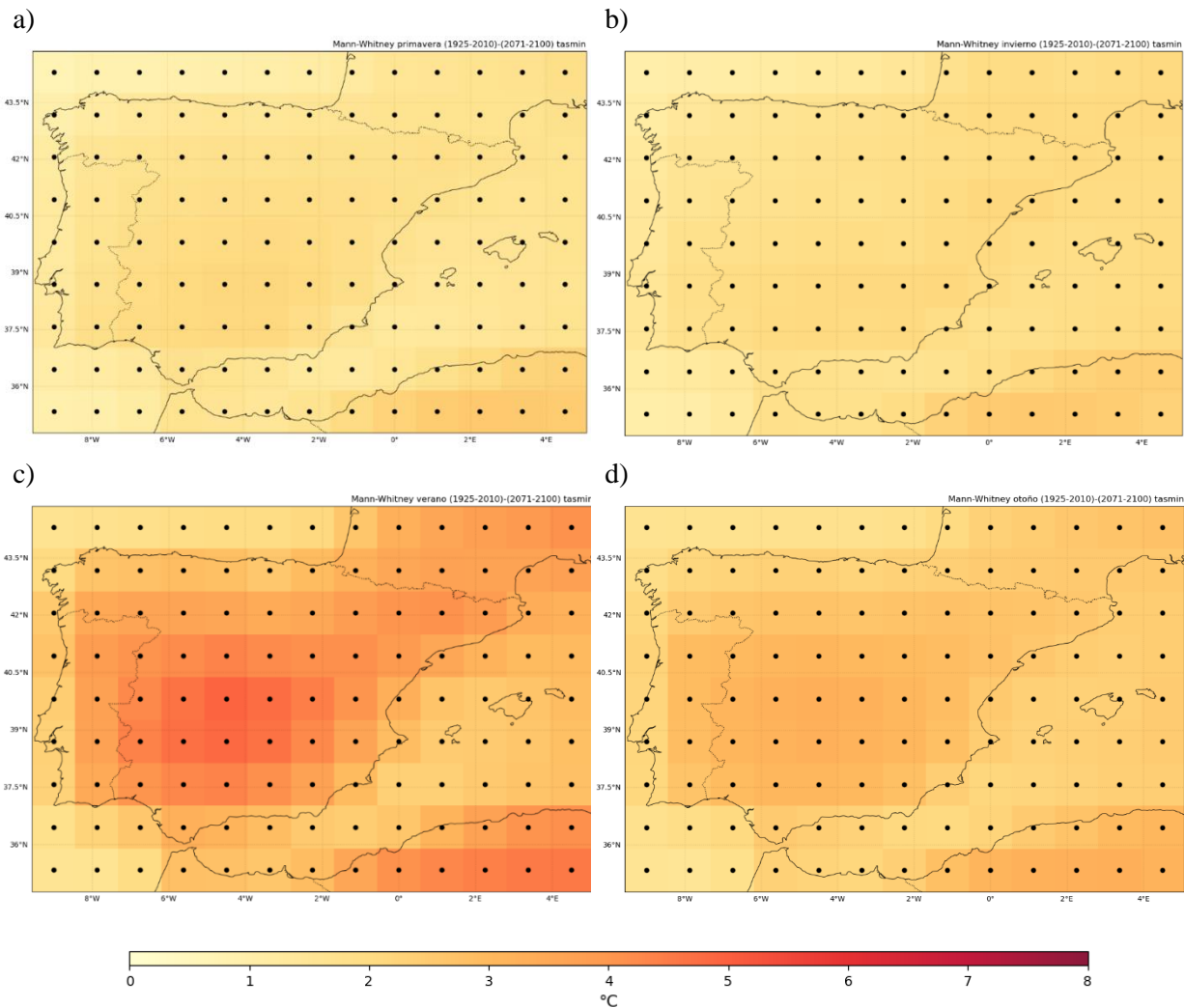


Figura 10: Diferencias de TMAX (2015-2100) – (1925-2010) en la Península Ibérica en las estaciones de: (a) Invierno, (b) Primavera, (c) Verano y (d) Otoño. Los puntos negros indican un p-valor ≤ 0.05 .

En conclusión, tal y como se ha visto en las Figuras 5-10 de este apartado, se aprecia que no existen diferencias negativas entre los periodos analizados. Esto indica un aumento de las diferencias entre las variables observadas (T, TMAX, TMIN) durante lo que resta del siglo XXI con respecto a los diferentes periodos históricos comparados. Todas estas diferencias positivas en las variables T, TMAX y TMIN son además estadísticamente significativas (p-valor < 0.05) en todo el territorio peninsular, siendo estas diferencias más pronunciadas en verano y en zonas del interior de la Península, también cabe destacar que las diferencias de temperatura más bajas en la Península Ibérica se encuentran, independientemente de la estación contemplada y la variable representada, en el litoral de la península. Por otro lado, cuando se calcula la AMPLITUD hay ocasiones en las que las diferencias no son estadísticamente significativa en los periodos de tiempo evaluados, como se puede observar

en el periodo (2015-2100) - (1850-1935) de la Tabla 9 y en el periodo (2015-2100) - (1929-2014) de la Tabla 10.

4.2. Análisis de tendencias

En este apartado se realiza un análisis de tendencias utilizando la prueba de Mann-Kendall sobre diferentes periodos de tiempo, con el objetivo de observar diferentes tendencias en las variables analizadas y comprobar si son significativas.

4.2.1. Tendencias medias de temperatura

A continuación, se muestran los resultados de tendencia obtenidos tras aplicar la prueba estadística no paramétrica de Mann-Kendall en los diferentes periodos de tiempo sobre las variables T, TMAX, TMIN y AMPLITUD. En cuanto a los periodos de tiempo escogidos para calcular las tendencias, se ha optado por la evaluación del periodo histórico completo (1850-2014) y del escenario SSP5-8.5 (2015-2100) con el objetivo de estudiar las diferentes tendencias de las variables seleccionadas en estos periodos.

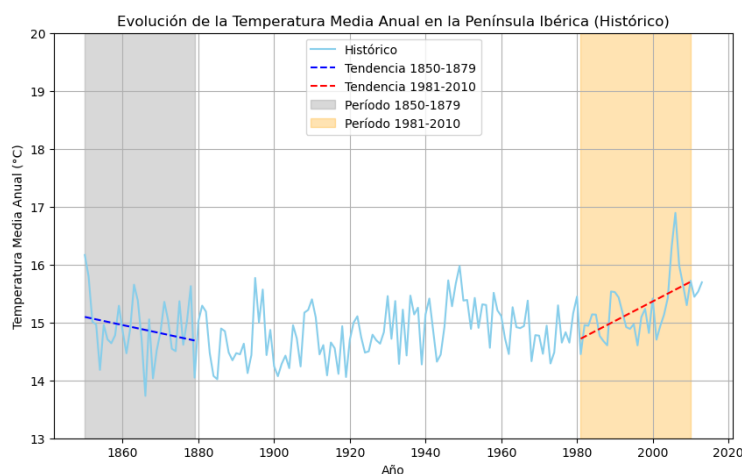


Figura 11: Evolución y tendencia de la temperatura media anual en la Península Ibérica durante el periodo histórico.

En la Figura 11 se muestra la evolución de la temperatura media anual en la Península Ibérica durante el periodo histórico. Se puede observar como el primer periodo observado (1850-1879) tiene una pendiente descendente ($-0.01\text{ }^{\circ}\text{C}$) y como la pendiente se mantiene neutra desde 1879 hasta 1980. Posteriormente, en el periodo 1981-2010 la pendiente experimenta una subida pronunciada ($+0.03\text{ }^{\circ}\text{C}$).

Para el análisis de resultados del periodo histórico, se ha tenido en cuenta los primeros treinta años del periodo preindustrial, es decir, el periodo comprendido entre 1850 y 1879 (el periodo preindustrial completo abarca desde 1850 hasta 1900). En este periodo no se observan tendencias significativas ($p\text{-valor} > 0.05$) en ninguna variable y estación, exceptuando TMIN (Tabla 12), que disminuye $1.4\text{ }^{\circ}\text{C}$ en esos 30 años. Tanto en la Figura 12 como en las Tabla

12-16 se puede observar cómo las tendencias de T, TMAX y TMIN son menores de 0 °C (aunque estadísticamente no son significativas) para el periodo (1850-1879), exceptuando el verano, donde la tendencia es entre 0-1 °C. Por otro lado, al estudiar el periodo completo (1850-2014) en la Tabla 12-16 se aprecian tendencias positivas para las variables T, TMAX y TMIN (aumentos de entre +3 y +4 °C) en invierno (Tabla 12), primavera (Tabla 13) y otoño (Tabla 15), mientras que en verano las tendencias T, TMAX y TMIN superan los +5 °C, todas ellas significativas.

Analizando la evolución de temperatura durante el periodo histórico (Figura 12) se puede observar cómo existe una tendencia de T negativa hasta el año 1900 (-0.3 °C), cuando finaliza el periodo preindustrial, y desde de 1900 hasta 2014 la tendencia es positiva (+0.4 °C).

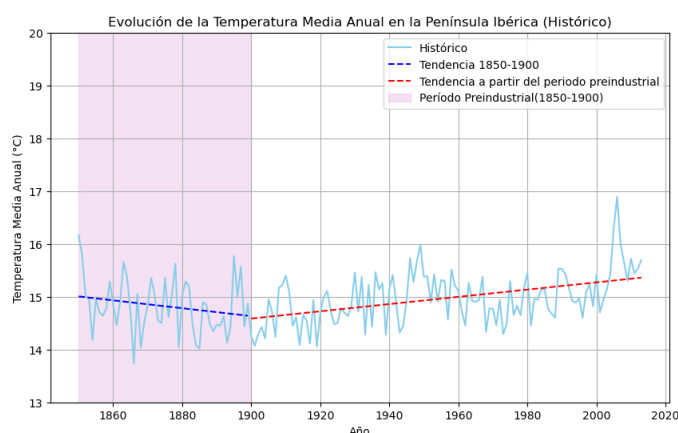


Figura 12: Tendencias de temperaturas del modelo SSP5-8.5.

En cuanto a la tendencia de la AMPLITUD, la cual es la diferencia entre las tendencias TMAX y TMIN, existe una tendencia estadísticamente significativa en el periodo completo (1850-2100) en invierno (Tabla 12) y en primavera (Tabla 13) con un valor entre +0.3 °C y +0.7 °C. También observable en el periodo (2015-2100) en primavera (Tabla 13) siendo esta tendencia de +0.7 °C, lo que indica que en esos periodos de tiempo en dichas estaciones la tendencia de la AMPLITUD va a tender a aumentar, lo que quiere decir que las tendencias TMAX y TMIN se van a distanciar por lo que ya no existiría ese aumento constante, si no un aumento mayor en la tendencia TMAX que en TMIN. Esto se resume en que habrá cada vez una diferenciación más grande de las temperaturas lo que supone un contraste cada vez mayor de temperaturas entre estaciones.

Los resultados del escenario SSP5-8.5 para el periodo 2071-2100 muestran una tendencia positiva de entre +1 y +2 °C para las variables T, TMAX y TMIN, siendo esta tendencia estadísticamente significativa en invierno (Tabla 12), verano (Tabla 14) y otoño (Tabla 15). Estos aumentos son más pronunciados en los meses de verano (Tabla 14), con tendencias de hasta +2 °C. En primavera (Tabla 13) también se observan tendencias estadísticamente significativas para T entre +1 y +2 °C. Sin embargo, no se observan tendencias en TMAX, TMIN y AMPLITUD.

En lo que se refiere a los resultados para la totalidad del periodo SSP5-8.5 (2015-2100), se presenta una tendencia de T de $+2.4\text{ }^{\circ}\text{C}$ (Tabla 16). Las tendencias más altas ($+5.2\text{ }^{\circ}\text{C}$) se observan en TMAX en verano (Tabla 14). Para el periodo completo del modelo MRI-ESM2.0 (1850-2100) se obtienen tendencias de T aún mayores que para el periodo (2015-2100), siendo las más altas de $+5.2\text{ }^{\circ}\text{C}$ en la estación de verano (Tabla 14) y superando los $5.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ en TMAX para la misma estación.

En la Figura 11 se puede apreciar como el valor de la pendiente es mucho mayor en el periodo 2071-2100 ($+0.05\text{ }^{\circ}\text{C}$), mientras que en el periodo 2015-2100 es de $+0.03\text{ }^{\circ}\text{C}$. Por lo que se puede concluir que en los últimos 30 del escenario SSP5-8.5 las temperaturas se incrementarán, siendo esta tendencia en los últimos treinta años (2071-2100) casi el doble ($+0.05\text{ }^{\circ}\text{C}$) que en el periodo completo (2015-2100).

De acuerdo con los gráficos y las Tabla 12-16 de datos se puede confirmar que las tendencias T, TMAX y TMIN, aumentarán acorde con el modelo de predicción, este aumento al darse en igual medida tanto en temperaturas máximas como mínimas hace que la tendencia de la AMPLITUD no varíe con respecto al periodo histórico (1850-2014). Como se ha mencionado anteriormente en el periodo histórico (1850-2014) no existe tendencia significativa en T, TMAX y TMIN (Tabla 16), mientras que en el periodo SSP5-8.5 (2015-2100) sí que existe tendencia para T ($2.7\text{ }^{\circ}\text{C}$), TMAX ($3.7\text{ }^{\circ}\text{C}$) y TMIN ($3.01\text{ }^{\circ}\text{C}$) lo que indica un claro aumento de las tendencias para todas las variables en el escenario SSP5-8.5.

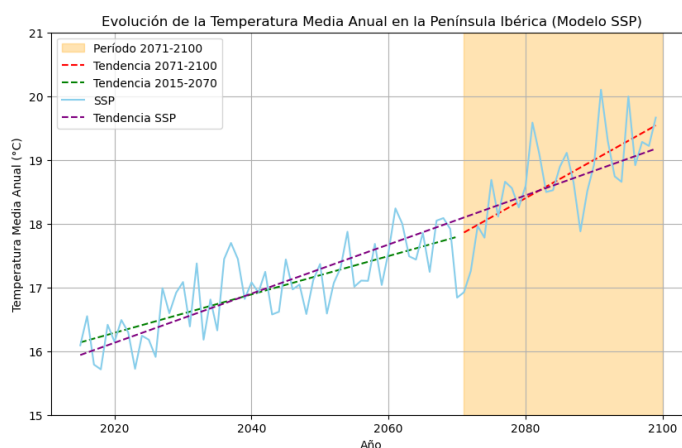


Figura 13: Tendencias de las temperaturas en los diferentes periodos de tiempo.

Por otro lado, si analizamos el periodo completo (1850-2100), se obtiene una tendencia de T mucho mayor ($+4.1\text{ }^{\circ}\text{C}$), pero que al comprender 250 años se convertiría en una pendiente menor ($+0.01\text{ }^{\circ}\text{C}$) que la de cualquiera de los periodos principales, siendo 5 veces mayor la pendiente T del periodo (2071-2100) ($+0.05\text{ }^{\circ}\text{C}$) y tres veces mayor la del periodo SSP5-8.5 ($+0.03\text{ }^{\circ}\text{C}$); lo que advierte del aumento significativo que experimentarán las temperaturas a medida que nos adentremos en el periodo del escenario SSP5-8.5 (Figura 14). Ésta pendiente de T ($+0.01\text{ }^{\circ}\text{C}$) tan reducida del periodo 1850-2100 se debe en gran medida a que los datos

del modelo histórico (1850-2014) suavizan dicha pendiente, la cual se vería incrementada en gran medida si el modelo de predicción acaparase un mayor número de años.

En conclusión, se puede observar que, con el comienzo del periodo industrial en el 1900, las temperaturas en el territorio peninsular aumentaron, y por consiguiente las tendencias, además, durante el periodo SSP5-8.5 se observa una mayor tendencia positiva a partir del año 2015, este suceso se da de una manera tan brusca debido al escenario empleado para realizar la predicción, ya que a causa de su forzamiento radiativo este incremento es mucho más notable (Figura 14).

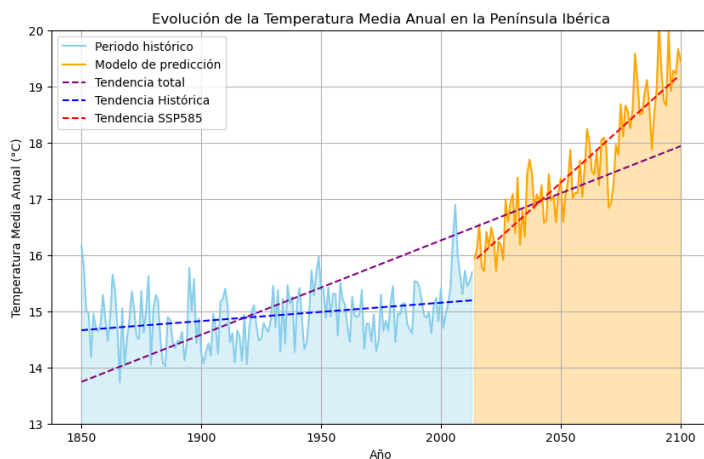


Figura 14: Tendencias en el periodo completo observado (1850-2100).

	30 años		164 años		30 años		85 años		250 años	
Invierno	1850-1879		1850-2014		2071-2100		2015-2100		1850-2100	
Var\Params	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia
T	0.06	-1.4	0.00	0.7	0.01	1.5	0.00	2.6	0.00	3.4
TMAX	0.07	-1.5	0.01	0.7	0.01	1.5	0.00	2.6	0.00	3.6
TMIN	0.04	-1.4	0.00	0.7	0.01	1.4	0.00	2.3	0.00	3.2
Amplitud	0.42	-0.1	0.32	0.0	0.42	0.1	0.29	0.2	0.04	0.3

Tabla 12: P-valor y tendencias en invierno de la prueba de Mann-Kendall. En negrita los p-valores significativos (< 0.05), sombreado en rojo las tendencias positivas y en azul las negativas ligadas a ese p-valor significativo.

Primavera	1850-1879		1850-2014		2071-2100		2015-2100		1850-2100	
Var\Params	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia
T	0.45	-0.5	0.01	0.8	0.04	1.6	0.06	1.6	0.00	3.4
TMAX	0.52	0.4	0.04	0.8	0.06	1.7	0.00	2.9	0.00	3.8
TMIN	0.38	-0.5	0.00	0.8	0.05	1.5	0.00	2.2	0.00	3.1
Amplitud	0.63	0.1	0.46	0.0	0.50	0.3	0.03	0.7	0.04	0.7

Tabla 13: P-valor y tendencias en primavera de la prueba de Mann-Kendall. En negrita los p-valores significativos (< 0.05), sombreado en rojo las tendencias positivas y en azul las negativas ligadas a ese p-valor significativo.

Verano	1850-1879		1850-2014		2071-2100		2015-2100		1850-2100	
Var\Params	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia
T	0.36	0.6	0.48	0.1	0.01	1.9	0.03	4.1	0.00	5.2
TMAX	0.33	0.9	0.49	0.1	0.02	2.1	0.00	5.2	0.00	5.5
TMIN	0.43	0.4	0.45	0.2	0.01	1.8	0.00	4.3	0.00	5.0
Amplitud	0.35	0.3	0.32	0.0	0.50	0.3	0.09	0.8	0.10	0.6

Tabla 14: P-valor y tendencias en verano de la prueba de Mann-Kendall. En negrita los p-valores significativos (< 0.05), sombreado en rojo las tendencias positivas y en azul las negativas ligadas a ese p-valor significativo.

Otoño	1850-1879		1850-2014		2071-2100		2015-2100		1850-2100	
Var\Params	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia
T	0.49	-0.3	0.05	0.4	0.03	1.5	0.02	2.4	0.00	4.2
TMAX	0.46	-0.4	0.09	0.4	0.03	1.7	0.00	3.6	0.00	4.5
TMIN	0.49	-0.3	0.03	0.4	0.04	1.4	0.00	3.1	0.00	4.1
Amplitud	0.57	-0.1	0.52	-0.0	0.35	0.3	0.11	0.5	0.07	0.4

Tabla 15: P-valor y tendencias en otoño de la prueba de Mann-Kendall. En negrita los p-valores significativos (< 0.05), sombreado en rojo las tendencias positivas y en azul las negativas ligadas a ese p-valor significativo.

Anual	1850-1879		1850-2014		2071-2100		2015-2100		1850-2100	
Var\Params	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia
T	0.34	-0.4	0.14	0.5	0.02	1.6	0.02	2.7	0.00	4.1
TMAX	0.34	-0.1	0.16	0.5	0.03	1.8	0.00	3.6	0.00	4.3
TMIN	0.34	-0.4	0.12	0.5	0.03	1.5	0.00	3.0	0.00	3.8
Amplitud	0.49	0.0	0.40	0.0	0.44	0.3	0.13	0.5	0.06	0.5

Tabla 16: P-valor y tendencias anuales de la prueba de Mann-Kendall. En negrita los p-valores significativos (< 0.05), sombreado en rojo las tendencias positivas y en azul las negativas ligadas a ese p-valor significativo.

4.2.2. Distribución estacional de las tendencias de temperatura

A continuación, en la Figura 15 se representa la distribución espacial de la tendencia de la variable T para el periodo (1850 – 1879). Se puede observar una tendencia T negativa (de hasta -4 °C) en la zona norte peninsular durante el invierno (Figura 15a), acorde con los valores de la Tabla 12. Esta tendencia negativa de T tan solo se observa en primavera (Figura 15b) en el mar Cantábrico (en torno a -2 °C). Durante el otoño no se observan tendencias significativas (Figura 15d). Por otro lado, en la estación de verano (Figura 15c), se observan tendencias T de hasta +4 °C en el sur peninsular. En el conjunto de este periodo predominan las tendencias negativas, si bien la mayoría no son estadísticamente significativas. Éste hecho también se ve reflejado en la Tabla 16, y más claramente en la Figura 11, donde se aprecia como durante el periodo preindustrial la T posee una tendencia negativa.

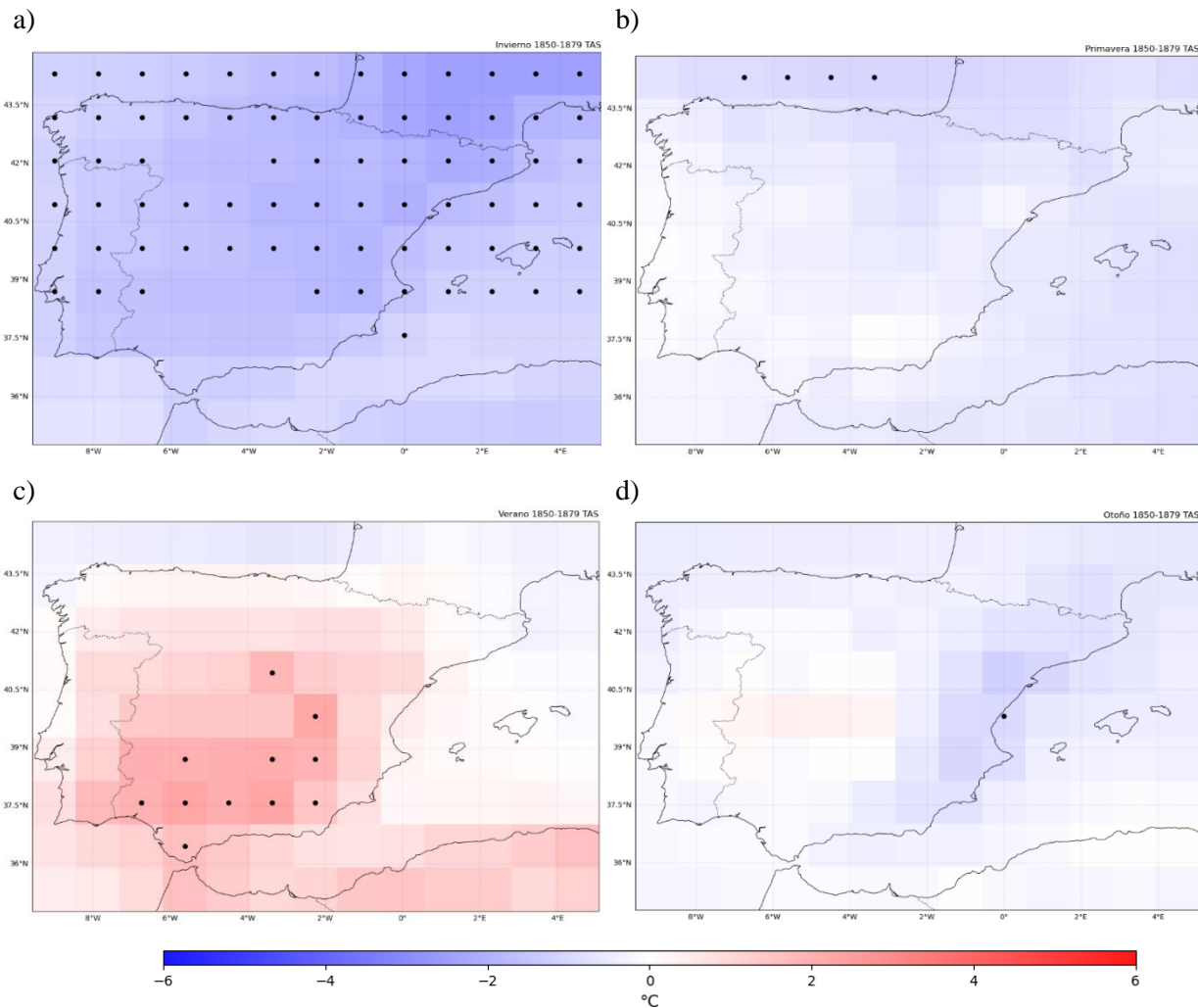


Figura 15 :Tendencias de T (1850-1879) en la Península Ibérica en las estaciones de: (a) Invierno, (b) Primavera, (c) Verano y (d) Otoño. Los puntos negros indican un p-valor ≤ 0.05 .

A continuación, en la Figura 16 se representan las tendencias de TMAX para el periodo (1850 - 1879). Durante el invierno (Figura 16a) se observa una tendencia negativa (de hasta $-5\text{ }^{\circ}\text{C}$) siendo esta significativa en la zona norte y centro peninsular, además de en algunas zonas del sur. Esta tendencia negativa (en torno a $-2\text{ }^{\circ}\text{C}$) tan solo se observa en una región concreta del mar Cantábrico durante la primavera (Figura 16b). En la estación de otoño (Figura 16d) tan solo se observan tendencias negativas (de hasta $-3\text{ }^{\circ}\text{C}$) en el este peninsular. Por otro lado, en la estación de verano (Figura 16c), se observa tendencias positivas de hasta $+5\text{ }^{\circ}\text{C}$ en el sur peninsular con zonas estadísticamente significativas.

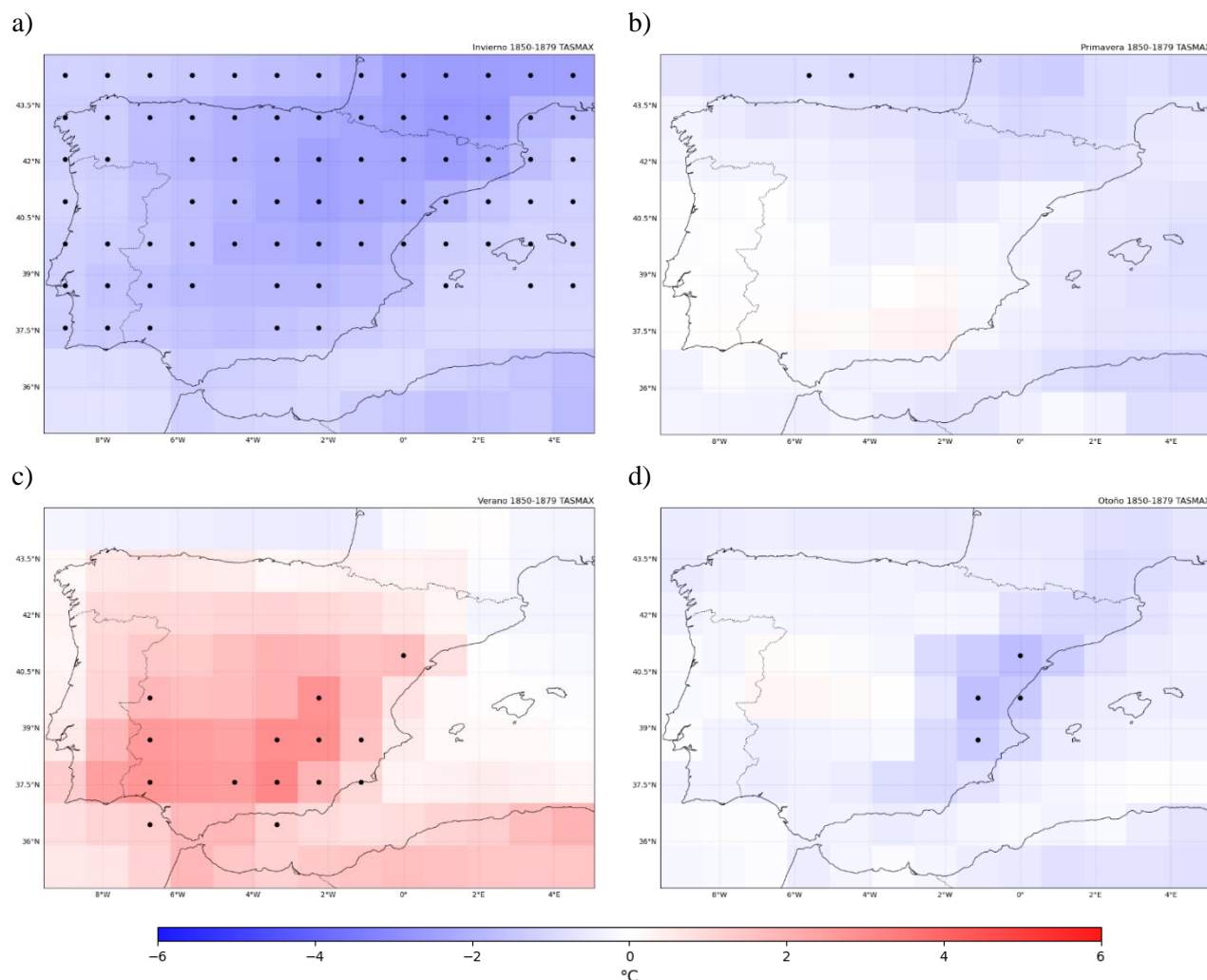


Figura 16: Tendencias de TMAX (1850-1879) en la Península Ibérica en las estaciones de: (a) Invierno, (b) Primavera, (c) Verano y (d) Otoño. Los puntos negros indican un p-valor ≤ 0.05 .

En la Figura 17 se muestra la distribución de las tendencias de TMIN, para el periodo (1850-1879), en el que se observan resultados similares a los obtenidos en la variable T (Figura 15) y TMAX (Figura 16). Se observan tendencias negativas de hasta -4 °C en invierno (Figura 17) en toda la Península, exceptuando la zona más al sur y zonas del centro peninsular. En primavera (Figura 17), tan solo existen tendencias negativas en zonas del mar Cantábrico, mientras que en otoño no se observan tendencias estadísticamente significativas (Figura 17). Durante el verano se observan tendencias positivas (hasta $+3$ °C) en el sur peninsular (Figura 17). Por tanto, se puede concluir que para el periodo (1850-1879) la variable TMIN es la variable que posee la tendencia más baja dentro de las variables observadas.

Además, las tendencias más bajas para este periodo se experimentan durante el invierno, principalmente en zonas del norte peninsular alcanzando los -4 °C, mientras que en primavera y otoño la tendencia no es estadísticamente significativa para el conjunto del área de estudio

a excepción de la zona costera norte en primavera con tendencias d hasta $-2\text{ }^{\circ}\text{C}$. Sin embargo, en verano existen tendencias estadísticamente significativas en verano alcanzando los $+4\text{ }^{\circ}\text{C}$ en pequeñas zonas del sur peninsular. Estas tendencias se sitúan por debajo de los $-2\text{ }^{\circ}\text{C}$, mientras que la tendencia de la variable TMAX es la más alta (Figura 16), dándose en verano (Figura 16c) en las zonas del sur con tendencias superiores a los $+2\text{ }^{\circ}\text{C}$.

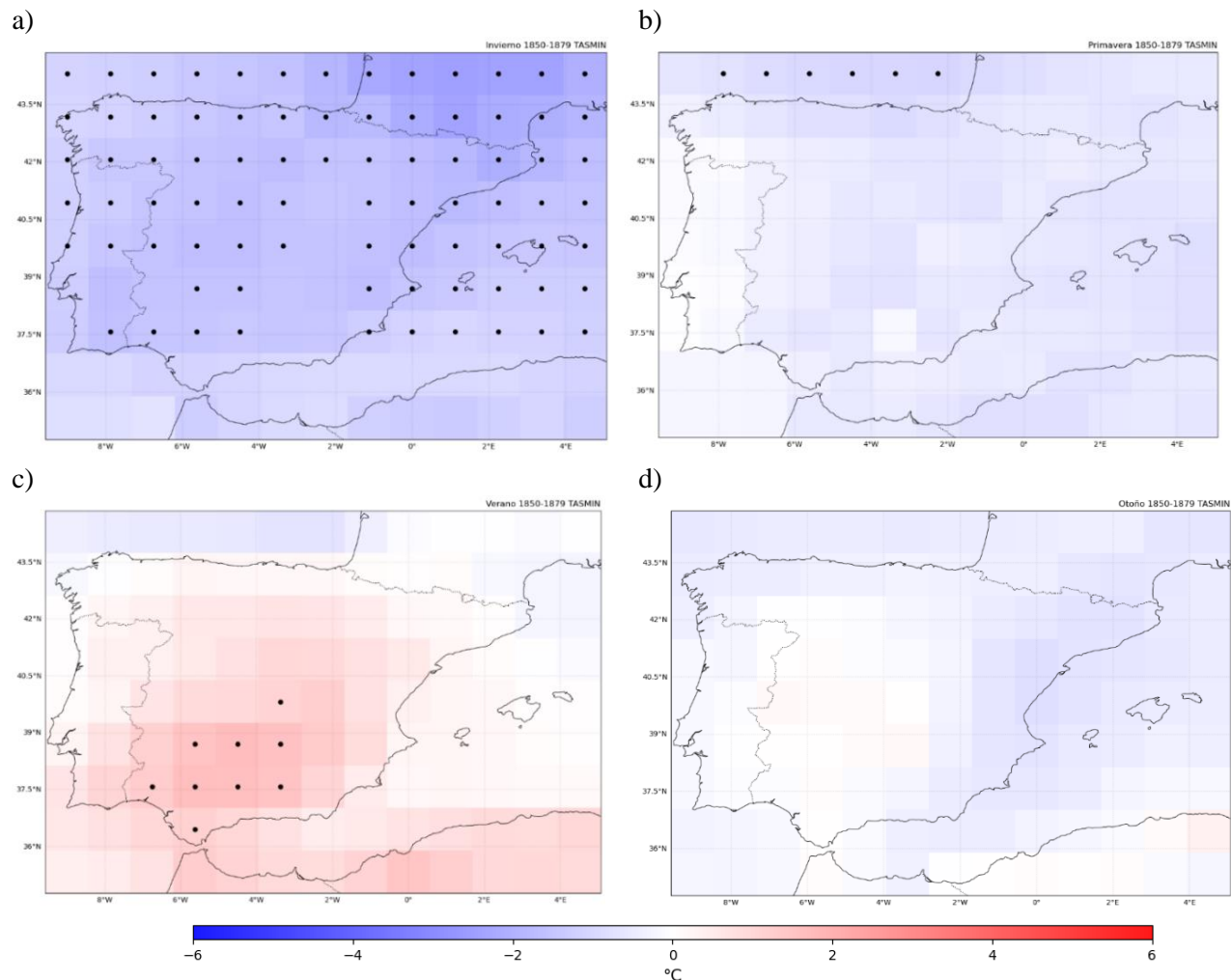


Figura 17: Tendencias de TMIN (1850-1879) en la Península Ibérica en las estaciones de: (a) Invierno, (b) Primavera, (c) Verano y (d) Otoño. Los puntos negros indican un p-valor ≤ 0.05 .

A continuación, en la Figura 18 se muestran las tendencias de T para el periodo SSP5-8.5 (2015-2100). Se observan tendencias positivas (estadísticamente significativas) en todas las estaciones y en la totalidad del área de estudio. En invierno (Figura 18a), se alcanzan tendencias de entre $+2$ y $+4\text{ }^{\circ}\text{C}$ en el centro peninsular, siendo más leves en las zonas costeras, este fenómeno ocurre también en la primavera (Figura 18b) con tendencias de hasta $+4\text{ }^{\circ}\text{C}$ en el interior peninsular. En el otoño (Figura 18d) las tendencias son de hasta $+5\text{ }^{\circ}\text{C}$ en la zona centro y sur de la Península. Por otro lado, en verano (Figura 18c) las tendencias llegan

a alcanzar los +6 °C en el centro peninsular siendo mucho menores en las zonas costeras, donde ronda los +2 °C.

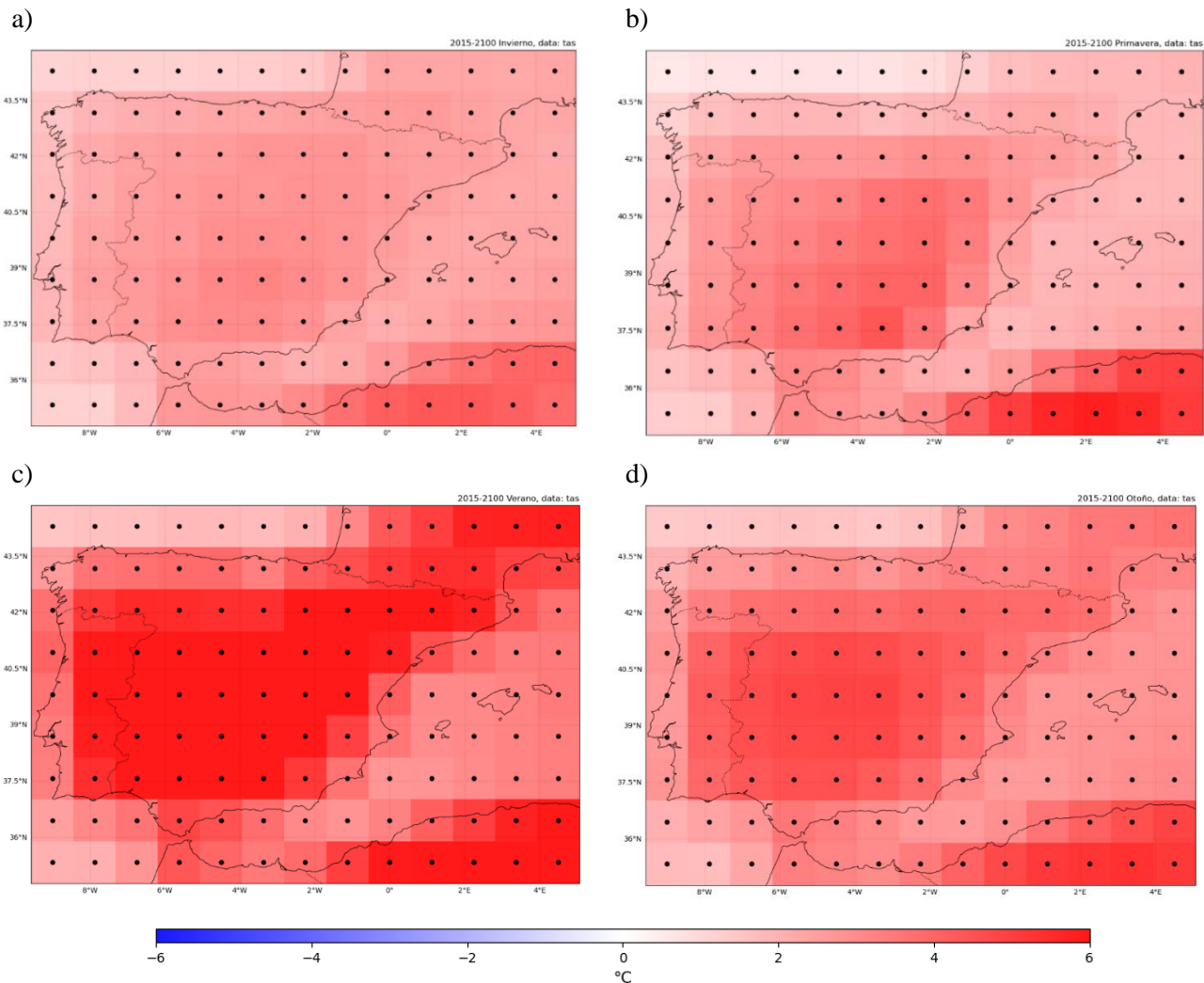


Figura 18: Tendencias de T (2015-2100) en la Península Ibérica en las estaciones de: (a) Invierno, (b) Primavera, (c) Verano y (d) Otoño. Los puntos negros indican un p-valor ≤ 0.05 .

Las tendencias de TMAX para el periodo (2015-2100) se muestran en la Figura 19. Estas distribuciones espaciales presentan tendencias positivas estadísticamente significativas durante todo el año, así como para todas las zonas de la Península. Las tendencias positivas de la variable TMAX son mayores en comparación con las otras variables, tal y como se observa en las Tabla 12-16 y en la Figura 13. Para la estación de invierno (Figura 19a), se alcanzan tendencias de entre +2 °C y +4 °C en el centro peninsular, siendo más leves en las zonas costeras, este fenómeno se da también en primavera (Figura 19b), con tendencias de hasta +4 °C en la zona este del interior peninsular. En otoño (Figura 19d), las tendencias son de hasta +5 °C en la zona centro y sur de la Península. Por otro lado, en verano (Figura 19c)

las tendencias llegan a alcanzar los $+6\text{ }^{\circ}\text{C}$ en todo el territorio peninsular siendo más leves en las zonas costeras, con tendencias de menos de $+1\text{ }^{\circ}\text{C}$ en el Cantábrico.

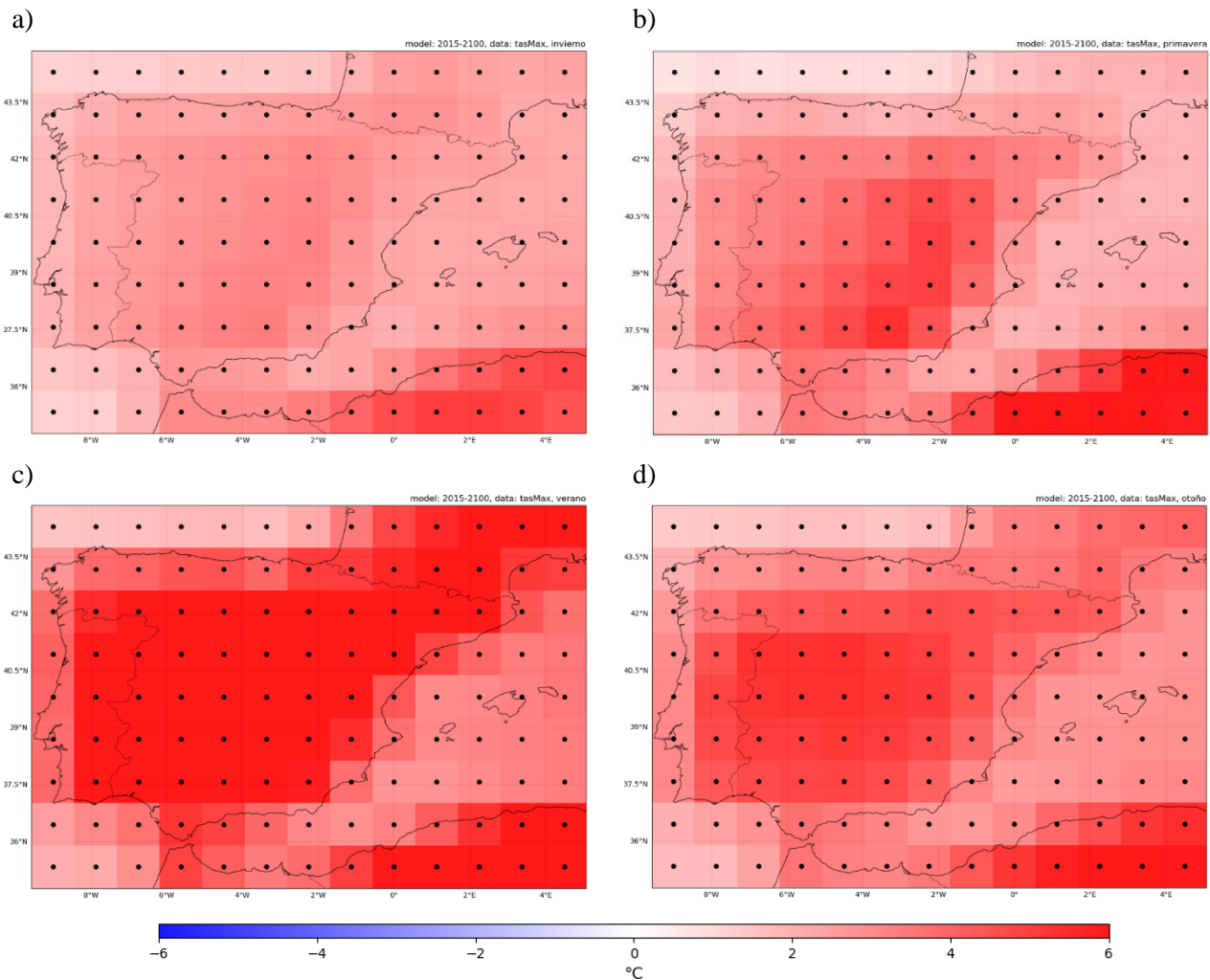


Figura 19: Tendencias de TMAX (2015-2100) en la Península Ibérica en las estaciones de: (a) Invierno, (b) Primavera, (c) Verano y (d) Otoño. Los puntos negros indican un p-valor ≤ 0.05 .

En la Figura 20 se muestran las tendencias TMIN en el periodo (2015-2100). Estas tendencias positivas son menores que las mostradas en las Figuras 17 y 18 y en las Tabla 12-16. En invierno (Figura 19a), se alcanzan tendencias de TMIN entre $+2$ y $+3\text{ }^{\circ}\text{C}$ en el centro peninsular siendo más leves en las zonas costeras, este fenómeno se puede observar también en primavera (Figura 20b) y otoño (Figura 20d). Por otro lado, en verano (Figura 20c) las tendencias llegan a alcanzar los $+6\text{ }^{\circ}\text{C}$ en el centro peninsular, a diferencia de las zonas costeras donde la tendencia es de unos $+2\text{ }^{\circ}\text{C}$. Por tanto, se puede concluir que las tendencias positivas en TMAX son las mayores en el periodo (2015-2100). Estas tendencias son máximas en verano en el interior de la Península.

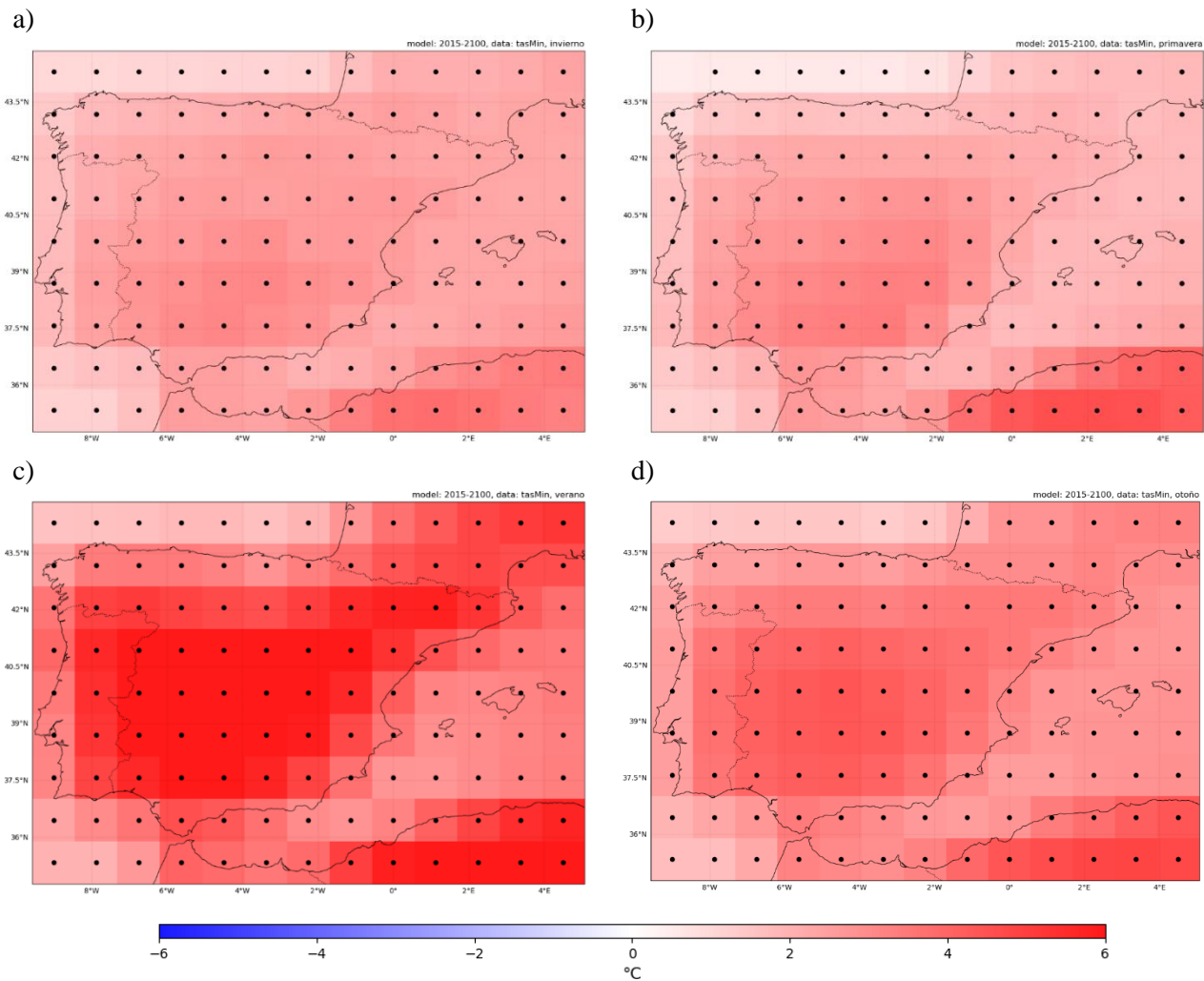


Figura 20: Tendencias de TMIN (2015-2100) en la Península Ibérica en las estaciones de: (a) Invierno, (b) Primavera, (c) Verano y (d) Otoño. Los puntos negros indican un p-valor ≤ 0.05 .

Las tendencias sobre la variable T para el periodo completo de datos del modelo MRI-ESM2.0 (1850-2100) se muestra en la Figura 21. En este periodo las tendencias serán mayores debido al mayor rango de años escogido. En este periodo las tendencias estadísticamente significativas se extenderán a lo largo de toda la zona de estudio. La tendencia para invierno (Figura 21) y primavera (Figura 21b) es similar, siendo mayor en el interior peninsular alcanzando los $+4$ °C y siendo menor en las zonas costeras ($< +2$ °C). Durante el verano (Figura 21) las tendencias son mucho mayores (hasta $+6$ °C en todo el interior peninsular), mientras que en otoño (Figura 21) las tendencias son de hasta $+5$ °C en la zona centro y sur de la península, encontrando tendencias menores en las zonas costeras en verano y otoño.

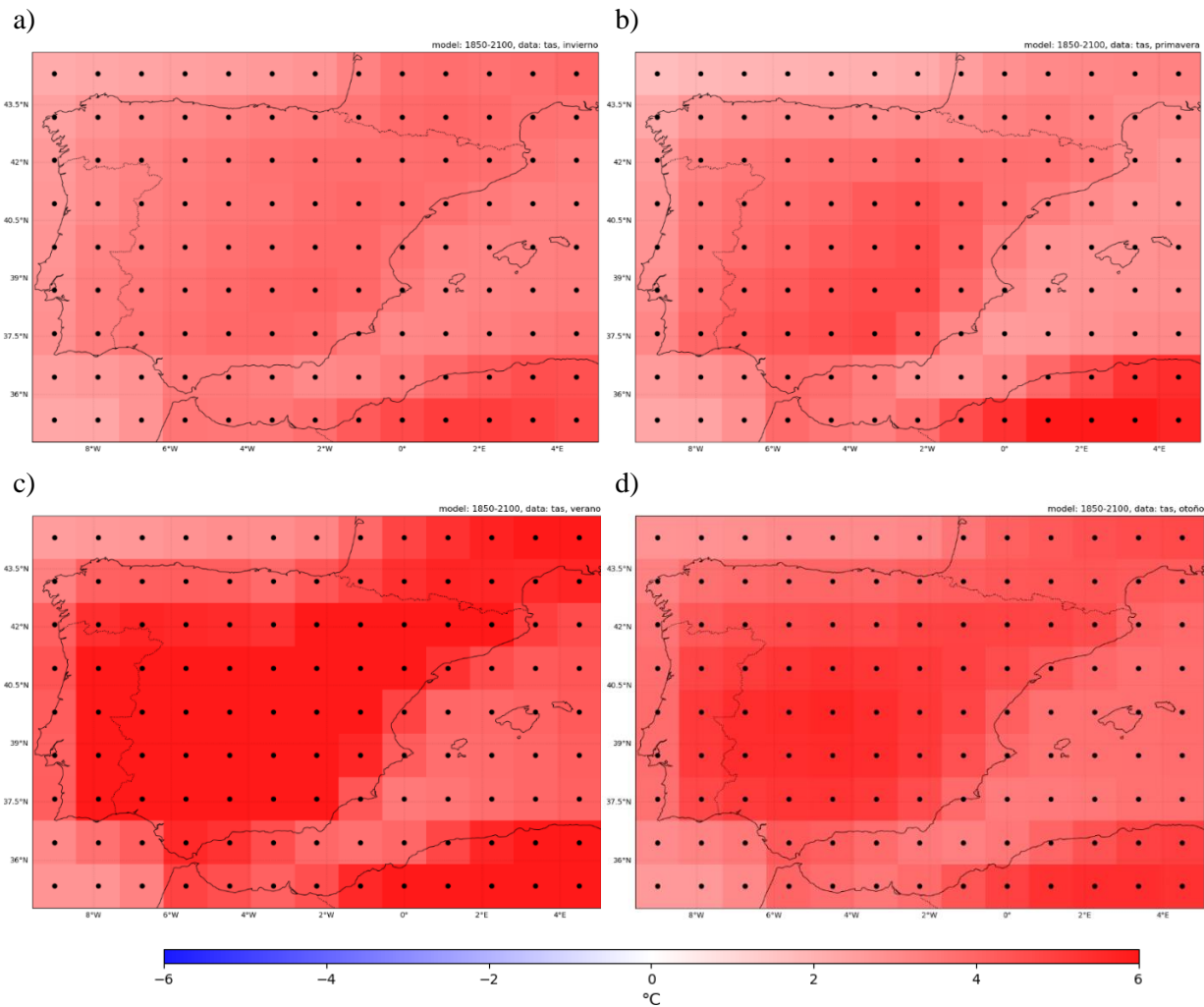


Figura 21: Tendencias de T (1850-2100) en la Península Ibérica en las estaciones de: (a) Invierno, (b) Primavera, (c) Verano y (d) Otoño. Los puntos negros indican un p-valor ≤ 0.05 .

A continuación, en la Figura 22 se muestran las tendencias de TMAX sobre el periodo completo de datos (1850-2100). En este periodo las tendencias son estadísticamente significativas en toda la zona de estudio, tratándose de las mayores tendencias positivas de todas las variables analizadas (Tabla 12-16). La tendencia TMAX en invierno (Figura 22a) y primavera (Figura 22b) tendrán una disposición similar, siendo mayor en el interior peninsular (en la zona centro y en el este peninsular) alcanzando los +5 °C y menor en las zonas costeras (apenas superando los +2 °C). Del mismo modo ocurre durante el verano (Figura 22c), pero con unas tendencias mucho mayores (hasta +6 °C en todo el interior peninsular) y en otoño (Figura 22d) con tendencias de entre +5 y +6 °C en la zona centro y sur de la Península y de menos de +2 °C en las zonas costeras.

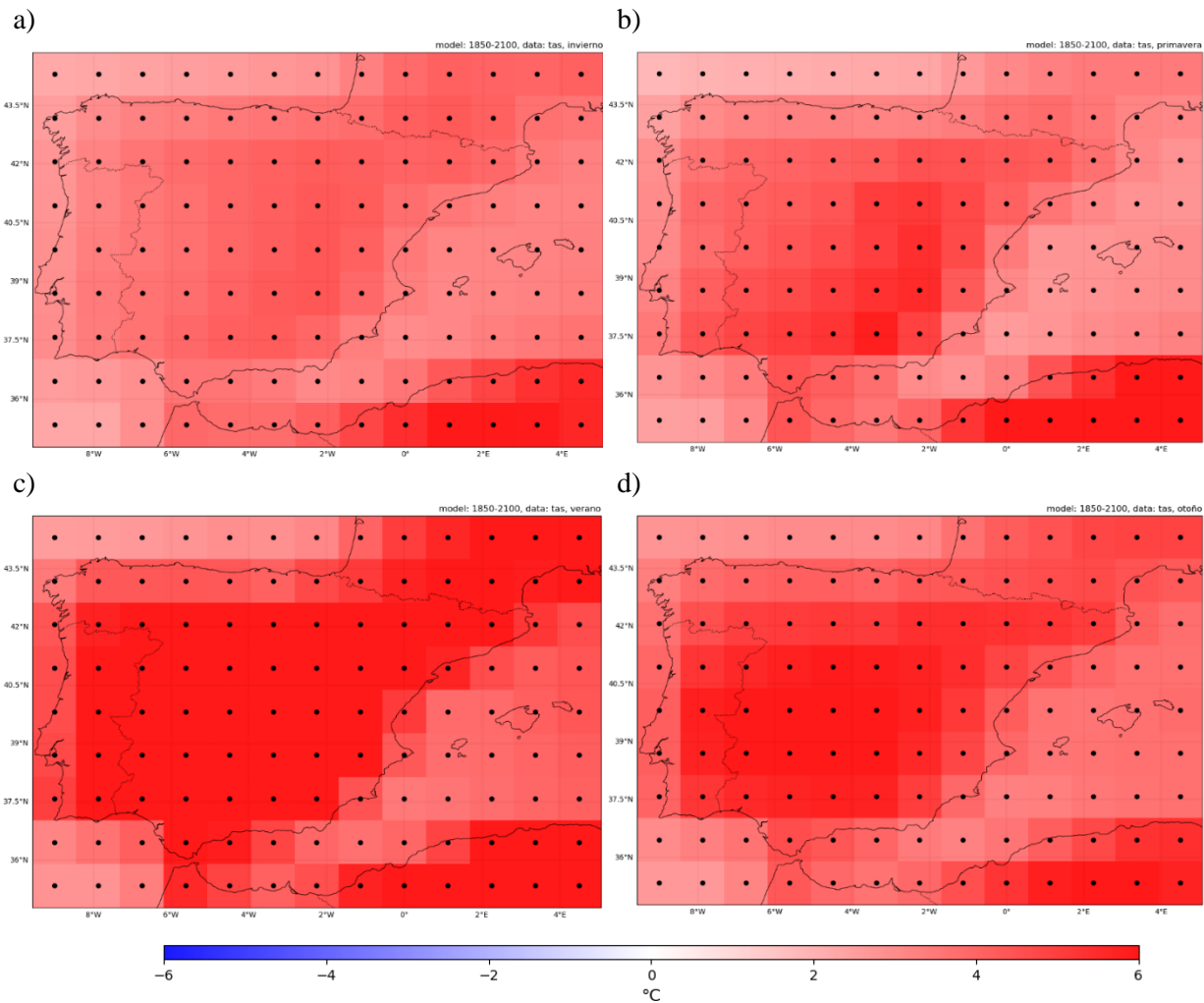


Figura 22: Tendencias de TMAX (1850-2100) en la Península Ibérica en las estaciones de: (a) Invierno, (b) Primavera, (c) Verano y (d) Otoño. Los puntos negros indican un p-valor ≤ 0.05 .

Las tendencias TMIN sobre el periodo completo de datos (1850-2100) se muestran en la Figura 23. En este periodo las tendencias son estadísticamente significativas en toda la Península. En la Figura 23 se puede comprobar que las tendencias más bajas del periodo (1850-2100) corresponden a la variable TMIN, tal y como se puede observar también en las Tabla 12-16 (entre +2 °C y +5 °C). La tendencia TMIN para invierno (Figura 23a) y primavera (Figura 23b) tiene una distribución similar, siendo mayores en el interior peninsular (zona centro y este de la Península) donde alcanzan los +2 y +3 °C, y menor en las zonas costeras (en torno a +2 °C). Durante el verano (Figura 23c) las tendencias son mucho más pronunciadas (hasta +6 °C en todo el interior peninsular) y en otoño (Figura 23d) las tendencias son de hasta +5 °C en algunas zonas centro y sur de la península, pero ambas (verano y otoño) con tendencias menores en las zonas costeras no llegando a superar los +2 °C.

En resumen, en el periodo completo (1850-2100) se obtienen tendencias positivas para T, TMAX y TMIN, siendo las más elevadas en TMAX y las más bajas en TMIN. En cuanto a su distribución estacional las tendencias más altas se encuentran en verano y en segundo lugar en otoño, especialmente en el interior peninsular donde se llega a alcanzar tendencias de hasta +6 °C, mientras que las tendencias más bajas tienen lugar en invierno y primavera (entre +3 °C y +4 °C en el interior y +2 °C en el litoral).

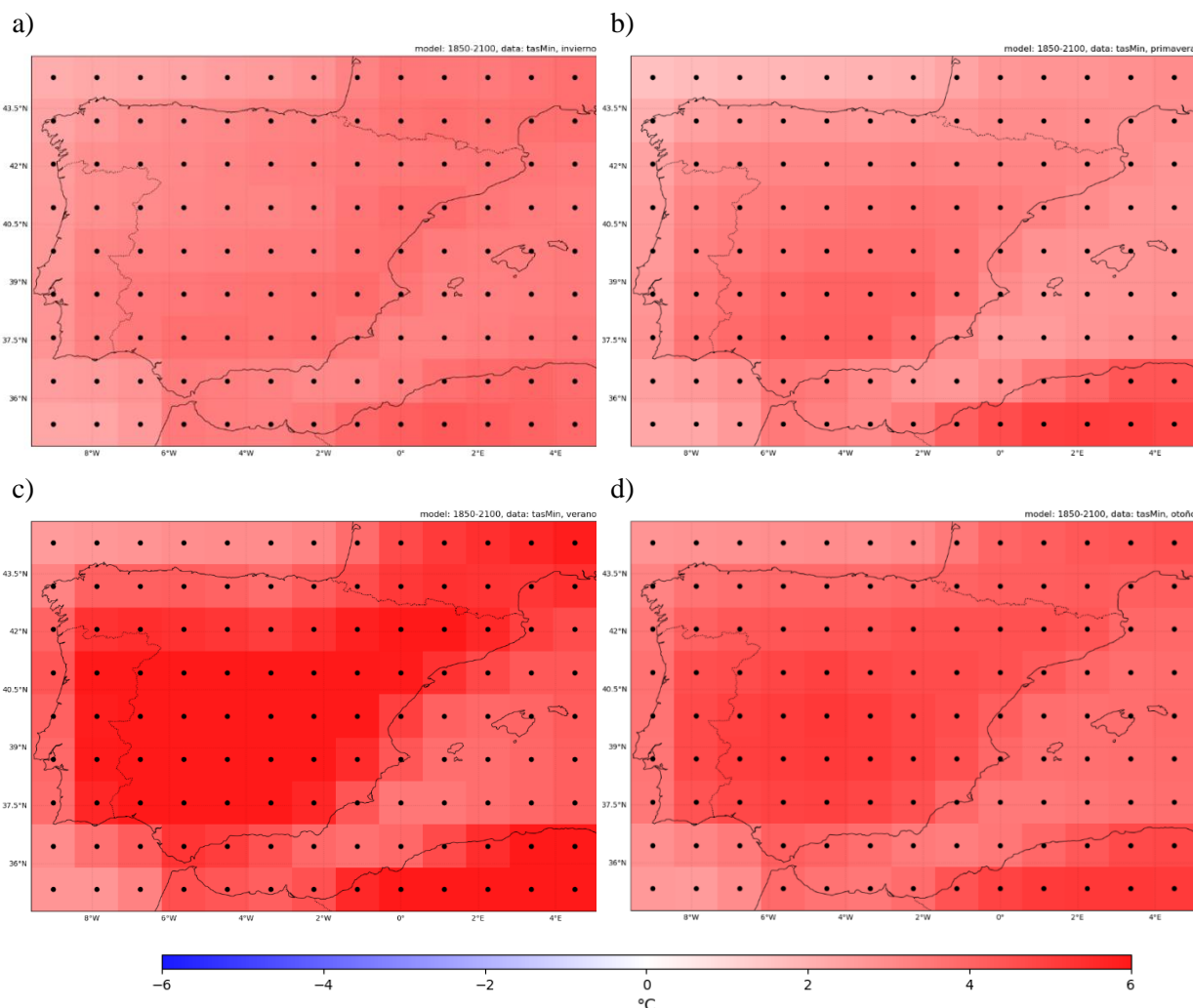


Figura 23: Tendencias de TMIN (1850-2100) en la Península Ibérica en las estaciones de: (a) Invierno, (b) Primavera, (c) Verano y (d) Otoño. Los puntos negros indican un p-valor ≤ 0.05 .

4.3. Análisis del rendimiento fotovoltaico

Una vez realizado los estudios sobre las variables seleccionadas, en este apartado se analizará el rendimiento de las placas fotovoltaicas bajo el escenario SSP5-8.5. Para ello se han calculado las TMAX y TMIN umbral para obtener un rendimiento del 85% (temperaturas entre 0-30 °C) y 90% (temperaturas entre 0-28 °C) de las placas solares en diferentes parques

fotovoltaicos de la Península Ibérica (Figura 3). En estos resultados se aplicarán las pruebas estadísticas no paramétricas de Mann-Kendall en los rangos de temperaturas correspondientes a los porcentajes de rendimiento ya calculados (Ec. 12-14). Los cuales se van a utilizar para obtener las tendencias de los periodos de tiempo seleccionados sobre los días en los que se cumplen esos requerimientos para cada ubicación aproximada del parque escogido.

En las Tabla 17 y 18 se muestran los resultados de p-valores y tendencias de la prueba de Mann-Kendall sobre el número de días con un rendimiento del 85% y del 90% en los parques fotovoltaicos seleccionados (Figura 3). En el periodo SSP5-8.5 (2015-2100) se puede observar que hay una tendencia negativa significativa en el número de días de producción solar al 85% (Tabla 17) y al 90% (Tabla 18) en todas las estaciones (exceptuando el invierno) así como en la mayoría de los parques fotovoltaicos analizados. Esta disminución de días de producción es más pronunciada en verano (superior a - 20 días), y rondando entre 0-20 días en otoño y primavera. Esta tendencia negativa indica que a lo largo de los años los días de esos parques fotovoltaicos en los que la temperatura esta entre 0 y 30 °C irán disminuyendo, ya que como hemos visto en las secciones 4.1 y 4.2 TMAX aumenta en todo este periodo, por lo que existen muchos días en los que se supera el umbral superior de TMAX de 30 °C. Por otro lado, se obtienen tendencias positivas para el periodo SSP5-8.5 (2015-2100) en los meses de invierno para los parques de Zamora, Chiprana y Picon, con tendencias no superiores a los 4 días.

Analizando el rendimiento del 90% (Tabla 18) se observa que las tendencias en el número de días de producción son más bajas que para un rendimiento del 85% (Tabla 17). Al igual que en la Tabla 17 se observan tendencias negativas en verano, otoño y primavera siendo las más pronunciadas en verano con descensos de entre -20 y -50 días, mientras que en primavera y otoño las tendencias son menores de -20 días. Este suceso no ocurre en invierno, estación que carece de tendencia para el rendimiento del 85% (Tabla 17) y del 90% (Tabla 18), a excepción del parque de Zamora con una tendencia de +4 días, debido a la disminución del día de número de heladas ($T_{MIN} < 0$) en esta localización, puesto que la tendencia toma el mismo valor tanto para un rendimiento del 85% como del 90%.

Como ya se ha demostrado en anteriores apartados (3.4.4. Análisis de rendimiento en placas), el rendimiento de los paneles solares no aumenta en proporción según aumenta la temperatura, si no que se trata de una relación inversa, puesto que existe una temperatura umbral (25 °C) a partir de la cual rendimiento disminuye. Por tanto, el aumento de temperaturas durante el escenario SSP5-8.5 hace que las tendencias de los días en los que el rendimiento de las placas solares se encuentra entre el 85% (0 – 30 °C) y 90% (0 – 28 °C) sea negativa. Es decir, el número de días de producción solar por encima del 85% disminuirán a finales del siglo XXI, exceptuando los meses invernales, donde la tendencia se mantendrá estable o se producirá un aumento (Zamora) debido a la disminución del número de días con temperaturas inferiores a 0 °C. Todas estas tendencias observadas son estadísticamente significativas (p-valor < 0.05).

85% 0-30	Usagre		Mula		Zamora	
2015-2100	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia
Verano	0.00	-28	0.00	-42	0.00	-60
Otoño	0.00	-19	0.00	-9	0.00	-18
Invierno	0.50	0.77	0.80	-0.09	0.00	4
Primavera	0.00	-11	0.00	-0.85	0.00	-3
85% 0-30	Chiprana		Don Rodrigo		Picón I	
2015-2100	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia
Verano	0.00	-36	0.00	-17	0.00	-31
Otoño	0.00	-17	0.00	-17	0.00	-20
Invierno	0.00	1	0.60	0.34	0.00	2
Primavera	0.10	-6	0.00	-17	0.00	-11

Tabla 17: P-valor y tendencias para todas las estaciones de la prueba de Mann-Kendall del periodo (2015-2100) cuando las temperaturas se encuentran entre 0°C y 30°C. En negrita los p-valores significativos (< 0.05), sombreado en rojo las tendencias positivas y en azul las negativas ligadas a ese p-valor significativo.

90% 0-28	Usagre		Mula		Zamora	
2015-2100	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia
Verano	0.00	-19	0.00	-46	0.00	-51
Otoño	0.00	-18	0.00	-17	0.00	-21
Invierno	0.50	0.6	0.70	0	0.00	4
Primavera	0.00	-16	0.00	-3	0.00	-5
90% 0-28	Chiprana		Don Rodrigo		Picón I	
2015-2100	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia
Verano	0.00	-28	0.00	-16	0.00	-22
Otoño	0.00	-18	0.00	-17	0.00	-18
Invierno	0.10	0	0.90	0.17	0.00	2
Primavera	0.00	-8	0.00	-22	0.00	-17

Tabla 18: P-valor y tendencias para todas las estaciones de la prueba de Mann-Kendall del periodo (2015-2100) cuando las temperaturas se encuentran entre 0°C y 28°C. En negrita los p-valores significativos (< 0.05), sombreado en rojo las tendencias positivas y en azul las negativas ligadas a ese p-valor significativo.

A continuación, en las Tabla 19 y 20 se analizarán los rendimientos para los últimos 30 años del periodo histórico (1985-2014). Para un rendimiento del 85% (Tabla 20) tan solo existen tendencias negativas en los parques de Chiprana (Zaragoza) en verano (-22 días) y primavera (-3 días), así como en los parques de Don Rodrigo (Sevilla) en primavera con una tendencia de -6 días y en el parque del Picón I en otoño con -10 días. La mayor tendencia negativa de días corresponde al parque de Chiprana, un parque situado en la provincia de Zaragoza que debido al aumento de temperaturas verá reducida el número de días de producción solar, especialmente en verano y primavera.

La Tabla 20 muestra los resultados para un rendimiento del 90% (0 °C - 28 °C) donde se pueden observar algunas tendencias negativas (inferiores a -10 días), principalmente durante la primavera en los parques de Usagre, Chiprana, Don Rodrigo y Picón. Por otro lado, en verano, en el parque de Mula (Murcia) existe una tendencia negativa de -17 días, así como en el parque de Picón I de -25 días; y en el parque de Zamora (- 4 días) en otoño. Todas estas

tendencias negativas indican que, para el rango de temperaturas seleccionado (0-28 °C), la TMAX superó el umbral superior (28 °C) tal y como se ha visto en la tendencia positiva de TMAX (Tabla 12-16).

85% 0-30	Usagre		Mula		Zamora	
1985-2014	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia
Verano	0.20	-15	0.07	-6	0.06	-7
Otoño	0.12	-10	0.73	0.1	0.20	-2
Invierno	0.49	5	0.74	0.1	0.17	4
Primavera	0.10	-3	0.23	-0.3	0.73	-0.6
85% 0-30	Chiprana		Don Rodrigo		Picón I	
1985-2014	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia
Verano	0.01	-22	0.22	-19	0.13	-27
Otoño	0.60	-1	0.12	-6	0.04	-9
Invierno	0.63	2	0.70	0.7	0.52	1
Primavera	0.03	-3	0.00	-6	0.06	-2

Tabla 19: P-valor y tendencias para todas las estaciones de la prueba de Mann-Kendall del periodo (1985-2014) cuando las temperaturas se encuentran entre 0°C y 30°C. En negrita los p-valores significativos (< 0.05), sombreado en rojo las tendencias positivas y en azul las negativas ligadas a ese p-valor significativo.

90% 0-28	Usagre		Mula		Zamora	
1985-2014	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia
Verano	0.29	-9	0.00	-17	0.09	-13
Otoño	0.07	-11	0.36	1	0.04	-3
Invierno	0.49	0.54	0.7	-0.09	0.17	4
Primavera	0.02	-7	0.21	-1	0.5	-1
90% 0-28	Chiprana		Don Rodrigo		Picón I	
1985-2014	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia
Verano	0.00	-25	0.1	-14	0.23	-21
Otoño	0.53	-2	0.2	-10	0.12	-12
Invierno	0.63	2	0.7	0.6	0.52	1
Primavera	0.01	-5	0.02	-7	0.00	-6

Tabla 20: P-valor y tendencias para todas las estaciones de la prueba de Mann-Kendall del periodo (1985-2014) cuando las temperaturas se encuentran entre 0°C y 28°C. En negrita los p-valores significativos (< 0.05), sombreado en rojo las tendencias positivas y en azul las negativas ligadas a ese p-valor significativo.

A continuación, se muestran en las Tabla 21 y 22 las tendencias para los últimos 30 años del periodo SSP5-8.5 (2071-2100). Para un rendimiento del 85% (Tabla 21) existen tendencias tanto positivas (verano) como negativas (invierno) que indican que existe un aumento/reducción estadísticamente significativa. Para la estación de verano se observan tendencias negativas entre -6 y -25 días para los parques de Usagre, Mula, Zamora y Don Rodrigo. Por otro lado, durante el invierno en los parques de Chiprana y Picón I existen tendencias positivas de al menos + 2 días. Sin embargo, en otoño y primavera no existe tendencias significativas en ninguno de los parques estudiados.

Analizando las tendencias para un rendimiento del 90% (Tabla 22) se obtienen resultados similares, obteniendo tendencias negativas en los meses de invierno en los parques de Mula (-23 días), Zamora (-18 días) y Don Rodrigo (-4 días); y tendencias positivas de +2 días en invierno en los parques de Chiprana y Picón I. Al igual que para el rendimiento del 85% (Tabla 21), en otoño y primavera no existe tendencias significativas para ninguno de los parques estudiados.

Los resultados obtenidos para este periodo (2071 – 2100), son parecidos al periodo completo del escenario SSP5-8.5, con descensos en el número de días durante el verano y aumentos durante el invierno, todos ellos son valores estadísticos significativamente.

85% 0-30	Usagre		Mula		Zamora	
2071-2100	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia
Verano	0.05	-6	0.00	-24	0.09	-22
Otoño	0.5	-5	0.06	-6	0.13	-7
Invierno	0.43	0.3	0.8	-0.1	0.27	3
Primavera	0.07	-11	0.25	-1	0.26	-3
85% 0-30	Chiprana		Don Rodrigo		Picón I	
2071-2100	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia
Verano	0.15	-7	0.03	-7	0.16	-6
Otoño	0.3	-4	0.12	-6	0.07	-7
Invierno	0.04	2	0.43	0	0.01	1
Primavera	0.18	-6	0.16	-10	0.22	-7

Tabla 21: P-valor y tendencias para todas las estaciones de la prueba de Mann-Kendall del periodo (2071-2100) cuando las temperaturas se encuentran entre 0°C y 30°C. En negrita los p-valores significativos (< 0.05), sombreado en rojo las tendencias positivas y en azul las negativas ligadas a ese p-valor significativo.

90% 0-28	Usagre		Mula		Zamora	
2071-2100	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia
Verano	0.07	-5	0.00	-23	0.00	-18
Otoño	0.11	-4	0.08	-7	0.08	-8
Invierno	0.43	0.27	0.74	-0.03	0.27	3
Primavera	0.07	-15	0.38	-3	0.08	-7
90% 0-28	Chiprana		Don Rodrigo		Picón I	
2071-2100	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia	P-valor	Tendencia
Verano	0.2	-5	0.03	-3	0.06	-5
Otoño	0.08	-6	0.42	-4	0.14	-7
Invierno	0.03	2	0.56	0.3	0.01	1
Primavera	0.27	-7	0.18	-10	0.25	-9

Tabla 22: P-valor y tendencias para todas las estaciones de la prueba de Mann-Kendall del periodo (2071-2100) cuando las temperaturas se encuentran entre 0°C y 30°C. En negrita los p-valores significativos (< 0.05), sombreado en rojo las tendencias positivas y en azul las negativas ligadas a ese p-valor significativo.

A continuación, se analiza el número de días por mes en los que el rendimiento de cada parque fotovoltaico es superior al 90% (temperaturas entre 0-28 °C), tanto para el periodo

histórico (1850 – 2014) y para el escenario SSP5-8.5 (2015-2100). Aunque el primer parque solar en España se construyó en el año 1985, un estudio que abarque el período desde 1850 hasta 2014 permite un análisis exhaustivo del rendimiento de los parques solares en relación con las condiciones climáticas a lo largo del tiempo. Esta extensión histórica proporciona una visión completa de las fluctuaciones de temperatura en el rendimiento de los paneles solares. Al comparar los datos recopilados con el modelo climático global MRI-ESM2.0 y el escenario de emisiones SSP5-8.5 se pueden identificar patrones, tendencias y posibles desafíos futuros para la eficiencia de los parques solares en diferentes condiciones climáticas. Esta amplia perspectiva temporal permite una evaluación más sólida de la viabilidad y la adaptabilidad de la energía solar como fuente de energía renovable en diversos escenarios climáticos a lo largo de los años.

Para el parque de Usagre (Figura 24a) los días en los que la temperatura se encuentra entre 0 y 28 °C se mantienen estables para ambos periodos (\approx 30 días) en los primeros meses del año, pero según avanzan los meses y por ende las temperaturas vemos un descenso en los días, reduciéndose en casi la mitad durante el verano y siendo más pronunciada esta disminución en el periodo SSP5-8.5, cuando se reduce a 18 días en septiembre. La mayor diferencia entre el modelo MRI-ESM2.0 y el periodo SSP5-8.5 de aproximadamente 4 días en el mes de septiembre. Todo esto se ve reflejado en la media de días mensuales en los que el rendimiento es de al menos el 90%: 24 días para el periodo SSP5-8.5 y de 26 días para el modelo MRI-ESM2.0.

Para el parque de Mula en Murcia (Figura 24b), el cual está situado en el suroeste peninsular, se puede observar cómo los días en los primeros meses del año tanto para el modelo como para el periodo SSP5-8.5 son prácticamente idénticos ocupando en el rango operacional del 90% la totalidad de los días. Sin embargo, a medida que avanzan los meses, se experimenta una disminución de alrededor de 2 días en el periodo histórico durante los meses más calurosos a causa del aumento de las temperaturas, y una vez supera el verano vuelven a incrementarse los días, aunque de manera muy leve. Por otro lado, el periodo SSP5-8.5 experimenta una disminución de días a partir del mes de mayo, llegando a un mínimo de 23 días en los meses de agosto y septiembre, siendo después de este último cuando vuelven a aumentar.

A continuación, en la Figura 24c se muestra el gráfico para el parque solar de Don Rodrigo en Sevilla. Al igual que en los anteriores, los primeros meses mantienen estable el número de días (en torno a 30) para ambos periodos. Además, se observa a partir del tercer mes del año una bajada del número de días a causa del aumento de las temperaturas, similar a la vista en los parques anteriores (Figura 24a-b); esta disminución observada en el parque de Don Rodrigo (Figura 24c) es la más brusca para ambos periodos, experimentando en el periodo histórico una bajada hasta los 21 días en septiembre, de la misma manera que en el periodo SSP5-8.5 los días experimentan la máxima bajada de hasta 16 días, también en el mes de septiembre, lo que supone una pérdida de casi el 50% de los días en los que el parque rinde al 90% o más.

En la Figura 24d se muestra el gráfico que representa el número de días para el parque de Zamora. Este parque presenta diferencias respecto a los analizados anteriormente ya que se puede observar por primera vez que para el periodo histórico el número de días no presenta una bajada, si no que tiene una pequeña tendencia positiva en el número de días a medida que se avanza hacia los meses más calurosos, esto se da debido a que este parque situado al norte peninsular presenta temperaturas más bajas de lo normal, y de acuerdo con la Figura 14, en el intervalo de años desde 2015 hasta 2100 la tendencia presenta una tendencia en constante aumento que provoca un aumento de las temperaturas, lo que implica que más días entren dentro del rango para dar el máximo rendimiento; Además es el parque que menos variabilidad anual presenta, teniendo siempre alrededor de 26 y 28 días en los que se alcanza un rendimiento del 90%. Por otro lado, los días en el periodo SSP5-8.5 siguen el mismo patrón que en el resto de los parques peninsulares, manteniendo el número de días durante los primeros meses del año (esta vez con menos días, entre los 28 y 30 días), y a medida que se aproxima a los meses más calurosos presenta una bajada brusca, alcanzando en los meses de agosto y septiembre los 23 días.

Por último, en las Figuras 24e y 24f, se corresponden con los parques de Picon I (Ciudad Real) y de Chiprana (Zaragoza) respectivamente. Ambos presentan unas gráficas bastante similares en la que en ambos periodos los primeros meses del año el número de días se mantiene estable (por encima de los 28 días) para ambos periodos. Posteriormente en ambos parques presentan una bajada de días considerable a partir de mayo, siendo mayor la del periodo SSP5-8.5, con una bajada de 18 días en el parque de Picon I (Figura 24e) y una bajada de 20 días en el parque Chiprana (Figura 24f) en el mes de septiembre. Por otro lado, que la disminución en el número de días del periodo histórico no es tan pronunciada, siendo de alrededor de 23 días en ambos parques.

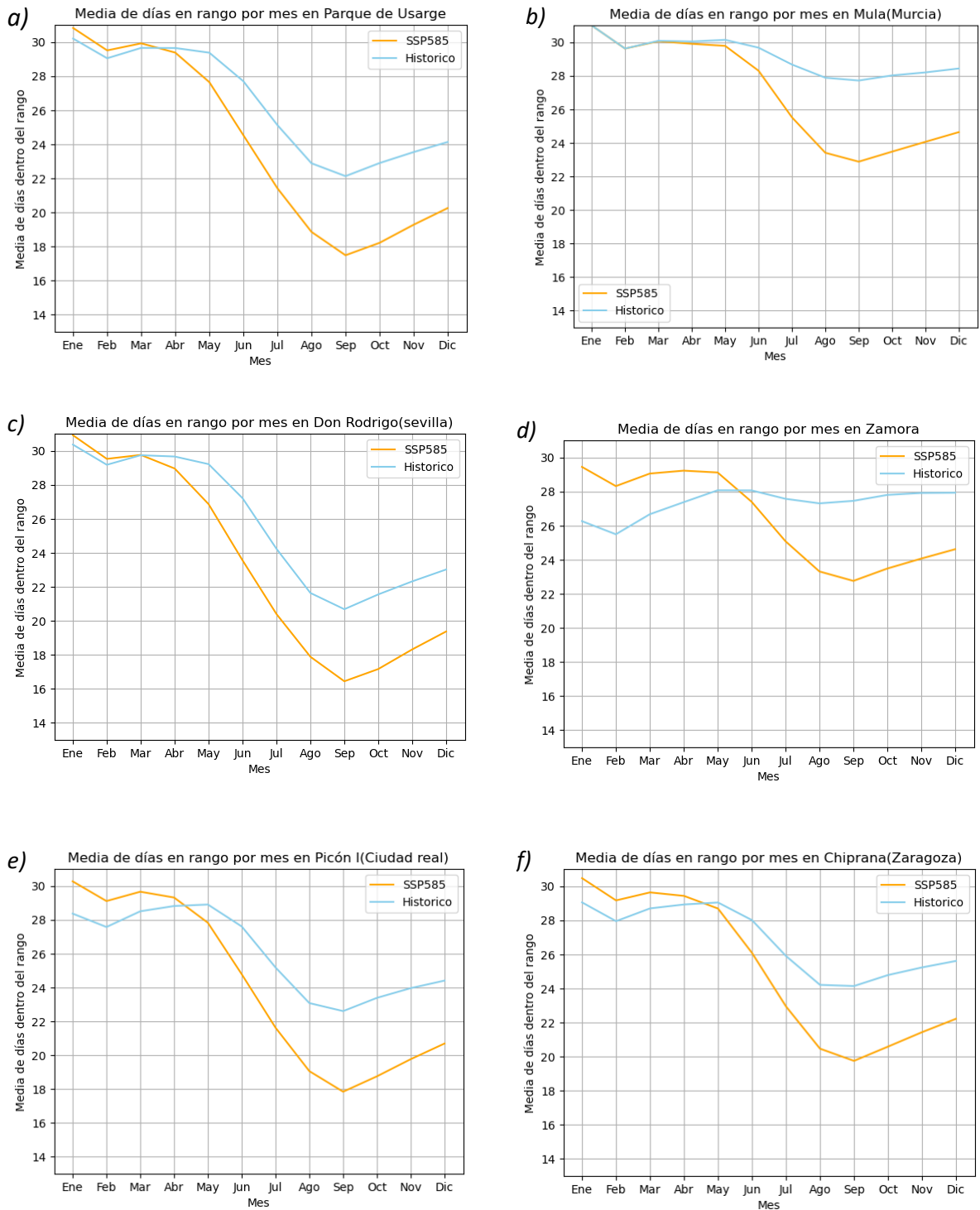


Figura 24: Media de días por mes en los que la temperatura se encuentra entre 0-28°C para el modelo MRI-ESM2.0 (azul) y el periodo SSP5-8.5 (naranja), en los parques de: (a) Usagre, (b) Mula, (c) Don Rodrigo, (d) Zamora, (e) Picón y (f) Zaragoza.

Capítulo 5: Conclusiones

En este TFG se han analizado diferentes variables de temperatura (T, TMAX, TMIN y AMPLITUD) y su evolución a lo largo de los años en la Península Ibérica utilizando para ello datos del modelo climático MRI-ESM2.0 desde mediados del siglo XIX hasta finales del siglo XXI. Además, se ha empleado el escenario climático SSP5-8.5 para analizar la evolución y las tendencias de las temperaturas desde el año 2015 al 2100. Este escenario se caracteriza por un periodo en el que se asume altas concentraciones de gases de efecto invernadero y que además tiene en cuenta el consumo de combustibles fósiles; se trata de escenario más agresivo con un forzamiento radiativo de 8.5 W/m^2 . A partir de dicho modelo climático se han seleccionado diferentes periodos, agrupados estacionalmente y en diferentes periodos climáticos (30 años). En este TFG se ha realizado la prueba estadística de Mann-Whitney para analizar las diferencias estadísticamente significativas y la prueba de Mann-Kendall para analizar las posibles tendencias de las variables seleccionadas sobre la Península Ibérica en los diferentes periodos de tiempo analizados. Una vez realizado dicho estudio, se han estudiado el número de días en los que el rendimiento de las placas solares en diferentes parques fotovoltaicos de la Península Ibérica se encuentra en el 85% y el 90%, calculando para ello el valor de temperaturas umbral para cada rendimiento, siendo estos valores de entre $0 - 30 \text{ }^\circ\text{C}$ para el 85% y entre $0 - 28 \text{ }^\circ\text{C}$ para el 90%. Para ello, se ha empleado un panel solar genérico policristalino similar a los instalados en los parques fotovoltaicos de la Península Ibérica. Este estudio será de gran importancia de cara a futuras instalaciones de parques solares en cuestiones de producción energética limpia y eficiente dentro del territorio que comprende la Península Ibérica.

Teniendo en cuenta los resultados obtenidos a través de la prueba de Mann-Whitney se puede concluir que:

- Las diferencias de las variables contempladas entre los periodos observados se van reduciendo o aumentando en función de la proximidad de los periodos entre sí, lo que indica que con el paso del tiempo las temperaturas de la Península Ibérica han ido aumentando, experimentando el mayor crecimiento a comienzos del siglo XXI, exceptuando las diferencias de la AMPLITUD las cuales se mantienen similares en los diferentes periodos analizados.
- Las diferencias son estadísticamente significativas en todo el territorio peninsular y en todas las variables estudiadas a causa de la diferencia entre periodos, que indica que las diferencias presentan patrones consistentes en toda la región.
- Las mayores diferencias ocurren en la estación de verano, lo que indica que es en esta época del año cuando las temperaturas sufren un mayor aumento. Mientras que, en invierno es cuando las diferencias entre los diferentes periodos analizados son menores, siendo la estación en la que los aumentos de temperatura son menores en todas las variables observadas en la Península Ibérica.

Por otro lado, las conclusiones obtenidas en relación con los resultados obtenidos a través de la prueba de Mann-Kendall son:

- Las tendencias de T, TMAX y TMIN durante el periodo preindustrial son negativas, en torno a -0.3 °C de media anual y alcanzando tendencias de hasta -4 °C en invierno. Sin embargo, a partir del año 1900 las temperaturas comenzaron a aumentar significativamente hasta finales del siglo XX; dicho año se corresponde con el comienzo del periodo preindustrial en la Península Ibérica. Durante el siglo XX las tendencias de todas las variables experimentan un aumento ininterrumpido, con una pendiente mucho más pronunciada ($+0.4$ °C), lo que indica que a partir del periodo industrial se produce un aumento en las temperaturas significativo el cual será más acusado bajo el escenario SSP5-8.5 durante el siglo XXI (2015-2100).
- Las tendencias de las diferentes variables en cada estación varían según el periodo estudiado, y son mayores en función del número de años observados; por lo que las tendencias más altas se encuentran en verano y en la variable TMAX (de hasta $+6$ °C). Por contra las tendencias más bajas se encuentran en invierno y en la variable TMIN (-5 °C). Otro resultado significativo que también se observa es que las tendencias de temperatura son mucho mayores en el interior peninsular que en el litoral.
- Las tendencias de la variable AMPLITUD se van incrementando en el siglo XXI, independientemente de la estación representada, lo que indica que la diferencia entre TMAX y TMIN, es mayor, esto está provocando por un mayor aumento de TMAX respecto a TMIN, es decir, que el aumento de las temperaturas máximas será mayor que el de las temperaturas mínimas.

Por último, según los resultados obtenidos del análisis de tendencias en el número de días en lo que el rendimiento de determinado parque solar es al menos del 85% y del 90% se puede concluir:

- Los días de producción de los paneles solares para los rendimientos del 85% ($0-30$ °C) y del 90% ($0-28$ °C) se reducirán durante el periodo SSP5-8.5, debido al aumento de las temperaturas al final de este periodo. Esta disminución será más notable durante la primavera y el verano.
- A finales del siglo XXI, debido al mayor aumento de temperaturas producido en este tramo final (2071-2100), los días de producción experimentarán una gran bajada en verano para ambos rendimientos, tanto del 85% (aproximadamente -12 días de media en cada parque) como del 90% (aproximadamente -10 días de media en cada parque). Por otro lado, durante el invierno, se producirá un aumento del número de días en el parque solar de Zamora, a causa del aumento de temperaturas y consecuentemente de la disminución del número de días en los que la temperatura es inferior a 0 °C. El aumento progresivo de las temperaturas a lo largo del siglo XXI provocará que los paneles solares y en general los parques fotovoltaicos de la Península Ibérica, disminuyan la producción de energía solar en los meses en los que antes eran los más productivos (verano y primavera), y provocará que los meses más fríos (invierno y

otoño) sean con el paso de los años los más eficientes. Siguiendo esta tendencia de aumento ininterrumpido de las temperaturas con el paso de los años, cada vez más parques, especialmente los ubicados en el sur y centro peninsular, perderán más días de producción energética, lo que afectará al mercado eléctrico anual disminuyendo el impacto de la energía solar respecto al resto de formas de producción eléctrica.

Para futuros trabajos que complementen esta investigación, sería valioso explorar otras regiones geográficas además de la Península Ibérica, utilizando otros modelos climáticos o un conjunto de varios de ellos con el objetivo de comparar los resultados aquí obtenidos. Además, sería útil investigar cómo otros factores como la topografía y la proximidad al mar, afectan a las tendencias climáticas y la eficiencia de los paneles solares. Para evaluar el alcance de las posibles acciones para abordar el cambio climático, también sería importante examinar otros diferentes escenarios de emisiones y políticas de mitigación (SSP). Estas investigaciones adicionales podrían ayudar a ampliar la comprensión de las oportunidades y los desafíos relacionados con el cambio climático y la energía solar. Esto podría ayudar a tomar decisiones políticas y diseñar estrategias de adaptación más efectivas a nivel regional y global.

Bibliografía

1. Arguez, A., & Vose, R. S. (2011). The definition of the standard WMO climate normal: The key to deriving alternative climate normals. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 92(6),699-704.
2. Bjerknes, V. (1904). “El problema de la predicción del tiempo desde el punto de vista de la mecánica y la física”, 21 Volume, *Meteorologische Zeitschrift*.
3. Collins, W. D., Ramaswamy, V., Schwarzkopf, M. D., Sun, Y., Portmann, R. W., Fu, Q., ... & Zhong, W. Y. (2006). Radiative forcing by well-mixed greenhouse gases: Estimates from climate models in the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) Fourth Assessment Report (AR4). *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 111(D14).
4. Del Río, S., Herrero, L., Pinto-Gomes, C., & Penas, A. (2011). Spatial analysis of mean temperature trends in Spain over the period 1961–2006. *Global and Planetary change*, 78(1-2), 65-75.
5. Eyring, V., Bony, S., Meehl, G. A., Senior, C. A., Stevens, B., Stouffer, R. J., and Taylor, K. E. (2016). Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization, *Geosci. Model Dev.*, 9, 1937-1958.
6. Eyring, V., et al., ESMValTool (v1.0) – a community diagnostic and performance metrics tool for routine evaluation of Earth system models in CMIP. *Geosci. Model Dev.*, 9(5): 1747-1802.
7. Hathaway, D. H. (2015). Living Reviews in Solar Physics. *The Solar Cycle*, 12-13.
8. IPCC, (2014): *Climate Change 2014: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* [Stocker, T. F., D. Qin, G.-K. Plattner, M. Tignor, S. K. Allen, J. Boschung, A. Nauels, Y. Xia, V. Bex and P. M. Midgley (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, 1535 pp.
9. Kendall, M. (1938). «A New Measure of Rank Correlation». *Biométrica* 30 (1–2): 81-89.
10. Knowlton, Jim (2009). *Python*. tr: Fernández Vélez, María Jesús.

11. Kriegler, E., Bauer, N., Popp, A., Humpenöder, F., Leimbach, M., Strefler, J., ... & Edenhofer, O. (2017). Fossil-fueled development (SSP5): An energy and resource intensive scenario for the 21st century. *Global environmental change*, 42, 297-315.
12. Mann, H. B., & Whitney, D. R. (1947). On a test of whether one of two random variables is stochastically larger than the other. *Annals of Mathematical Statistics*, 18, 50–60.
13. Matthes, K., Funke, B., Andersson, M. E., Barnard, L., Beer, J., Charbonneau, P., Clilverd, M. A., Dudok de Wit, T., Haberleiter, M., Hendry, A., Jackman, C. H., Kretzschmar, M., Kruschke, T., Kunze, M., Langematz, U., Marsh, D. R., Maycock, A. C., Misios, S., Rodger, C. J., Scaife, A. A., Seppälä, A., Shangguan, M., Sinnhuber, M., Tourpali, K., Usoskin, I., van de Kamp, M., Verronen, P. T., and Versick, S. (2017). Solar forcing for CMIP6 (v3.2), *Geosci. Model Dev.*, 10, 2247–2302, <https://doi.org/10.5194/gmd-10-2247-2017>.
14. Martelli, Alex (2007). Python. Guía de referencia. tr: Gorjón Salvador, Bruno.
15. Meinshausen, M., Vogel, E., Nauels, A., Lorbacher, K., Meinshausen, N., Etheridge, D. M., Fraser, P. J., Montzka, S. A., Rayner, P. J., Trudinger, C. M., Krummel, P. B., Beyerle, U., Canadell, J. G., Daniel, J. S., Enting, I. G., Law, R. M., Lunder, C. R., O'Doherty, S., Prinn, R. G., Reimann, S., Rubino, M., Velders, G. J. M., Vollmer, M. K., Wang, R. H. J., and Weiss, R. (2017). Historical greenhouse gas concentrations for climate modelling (CMIP6), *Geosci. Model Dev.*, 10, 2057–2116, <https://doi.org/10.5194/gmd-10-2057-2017>.
16. O'Neill, B. C., Tebaldi, C., van Vuuren, D. P., Eyring, V., Friedlingstein, P., Hurtt, G., Knutti, R., Kriegler, E., Lamarque, J.-F., Lowe, J., Meehl, G. A., Moss, R., Riahi, K., and Sanderson, B. M. (2016). The Scenario Model Intercomparison Project (ScenarioMIP) for CMIP6. *Geosci. Model Dev.*, 9, 3461–3482. <https://doi.org/10.5194/gmd-9-3461-2016>.
17. Pelegrí, J. L. (2021). Informe IPCC: Certezas e incertidumbres sobre el cambio climático.
18. Pérez Martínez, M., Morales Rodríguez, I. C., & Castro, E. (2017). La hora solar pico equivalente: Definición e interpretación. *Ingeniería Energética*, 38(2), 124-131.
19. P. J. Durack, K. E. Taylor, V. Eyring, S. K. Ames, T. Hoang, D. Nadeau, C. Doutriaux, M. Stockhouse and P. J. Gleckler (2 July 2018). Toward Standardized Data Sets for Climate Model Experimentation.

20. Pereira, S. C., Carvalho, D., & Rocha, A. (2021). Temperature and precipitation extremes over the iberian peninsula under climate change scenarios: A review. *Climate*, 9(9), 139.
21. Seiji Yukimoto, Meteorological Research Institute: The Meteorological Research Institute Earth System Model version 2.0. MRI-ESM2.0: Description and basic evaluation of the physical component.
22. Stančin, I., & Jović, A. (2019. May). An overview and comparison of free Python libraries for data mining and big data analysis. In 2019 42nd International convention on information and communication technology, electronics and microelectronics (MIPRO) (pp. 977-982). IEEE.
23. Trujillo Silva, D. M. (2016). Sistema de control de versiones para el desarrollo de software seguro.
24. «Changelog - Python Documentation». [python.org](https://docs.python.org/). Consultado por última vez el 5 de enero de 2024.

Webgrafía

1. Alusin Solar. (2023. 5 de septiembre). Las 5 mayores plantas fotovoltaicas en España. Última vez consultado: 02/04/2024. Recuperado de: <https://alusinsolar.com/las-5-mayores-plantas-fotovoltaicas-espana/>.
2. Anaconda Inc (2018). Anaconda Documentation. última vez consultado: 02/05/2024. Recuperado de: <https://docs.anaconda.com/index.html>.
3. ArcGIS Pro. (2023). ¿Qué son los datos netCDF? Última vez consultado: 02/04/2024. Recuperado de: [https://pro.arcgis.com/es/pro-app/latest/help/data/multidimensional/what-is-netcdf-data.htm#:~:text=El%20netCDF%20\(formulario%20de%20datos,del%20viento%20y%20la%20direcci%C3%B3n](https://pro.arcgis.com/es/pro-app/latest/help/data/multidimensional/what-is-netcdf-data.htm#:~:text=El%20netCDF%20(formulario%20de%20datos,del%20viento%20y%20la%20direcci%C3%B3n).
4. Cambio Energético (12 jun 2023), ¿Cómo afecta la temperatura en el rendimiento de una placa solar? Última vez consultado: 02/04/2024. Recuperado de: <https://www.cambioenergetico.com/blog/influye-la-temperatura-rendimiento-placa-solar/>.
5. Code, V. S. (2019). Visual studio code. línea). Última vez consultado: 02/04/2024. Available: <https://code.visualstudio.com>.
6. Deloitte (2023). Kanban vs. Scrum, ¿tendremos un ganador? Última vez consultado: 02/04/2024. Recuperado de: <https://www2.deloitte.com/es/es/pages/technology/articles/kanban-vs-scrum.html>.
7. Energía futura (2010). ¿Cuánta energía se puede extraer de la radiación solar? Última vez consultado: 02/04/2024. Recuperado de: [https://energeticafutura.com/blog/cuanta-energia-se-puede-extraer-de-la-radiacion-solar/#:~:text=La%20energ%C3%ADa%20radiante%20del%20Sol&text=La%20potencia%20radiante%20del%20sol,denomina%20Constante%20Solar%20\(Gsc\)](https://energeticafutura.com/blog/cuanta-energia-se-puede-extraer-de-la-radiacion-solar/#:~:text=La%20energ%C3%ADa%20radiante%20del%20Sol&text=La%20potencia%20radiante%20del%20sol,denomina%20Constante%20Solar%20(Gsc)).
8. Evolución de la concentración atmosférica de CO₂. Última vez consultado: 02/04/2024. Recuperado de: https://unfccc.int/sites/default/files/part1_iiasa_rogelj_ssp_poster.pdf.
9. Grupoi Corba. (2019). Central Fotovoltaica Mula en 2019. Última vez consultado: 02/04/2024. Recuperado de <https://www.grupocobra.com/proyecto/central-fotovoltaica-mula/>.

10. Grupoi Corba. (2023). Complejo fotovoltaico de Chiprana. Última vez consultado: 02/04/2024. Recuperado de <https://www.grupocobra.com/proyecto/complejo-fotovoltaico-de-chiprana/>.
11. Green Solutions (2023). Pérdidas de rendimiento de los paneles solares por el calor en verano. Última vez consultado :02/04/2024. Recuperado de: <https://greensolutions.es/noticias/blog/pérdidas-de-rendimiento-de-los-paneles-solares-por-el-calor-en-verano>.
12. Jupyter.Org (2015)- Jupyter Documentation. Última vez visitado: 02/05/2024. Recuperado de: <https://docs.jupyter.org/en/latest/>.
13. Junta de Castilla y León. (2020). Proyecto planta solar fotovoltaica Valdecarretas de 57.75 MW, situada en el término municipal de Toro. Última vez consultado: 02/04/2024. Recuperado de: <https://energia.jcyl.es/web/jcyl/Energia/es/Plantilla100Detalle/1284766733672/Texto%20Generico/1284963586845/Texto>.
14. METEORED tiempo (2014). Los periodos de referencia climáticos de 30 años y la OMM. Última vez consultado 02/04/2024. Recuperado de: <https://www.tiempo.com/ram/84152/los-periodos-de-referencia-climaticos-de-30-anos-y-la-omm/>.
15. Modulo fotovoltaico SCL 320W P1. Última vez consultado:02/04/2024. Recuperado de: <https://www.monsolar.com/pdf/ficha-tecnica-panel-solar-24v-SCL-320WP1.pdf>.
16. POWEN (30 noviembre 2021). El efecto de la temperatura en los paneles fotovoltaicos. Última vez consultado: 02/04/2024. Recuperado de: <https://powen.es/temperatura/#:~:text=Las%20temperaturas%20altas%20de%20m%C3%A1s,los%20%20y%2025%C2%BA%20C>.
17. Rogelj, J. (2016. May 06). The Shared Socio-Economic Pathways (SSPs): An overview (PowerPoint slides). United Nations Framework Convention on Climate Change. Última vez consultado:02/04/2024. Recuperado de: https://unfccc.int/sites/default/files/part1_iiasa_rogelj_ssp_poster.pdf.
18. SotySolar (28 Jul 2021), características de las placas solares para autoconsumo. Última vez consultado: 02/04/2024. Recuperado de: <https://sotysolar.es/blog/caracteristicas-placas-solares-autoconsumo>.

19. The shared Socio-Economic Pathways (SSPs): An overview. Última vez consultado: 04/04/2024. Recuperado de: https://unfccc.int/sites/default/files/part1_iiasa_rogelj_ssp_poster.pdf.
20. WCRP. (1995). Coupled Model Intercomparison Project (CMIP). World Climate Research Programme. Available on: <https://www.wcrp-climate.org/wgcm-cmip>.
21. ¿Cuánta energía se puede extraer de la radiación solar? Última vez consultado: 02/04/2024. Recuperado de: <https://energeticafutura.com/blog/cuanta-energia-se-puede-extraer-de-la-radiacion-solar/>.

ANEXO I

A.1. Script de Cálculo de tendencias

```
import xarray as xr
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import cartopy.crs as ccrs
import pandas as pd
from ipywidgets import interact
import cartopy.feature as cfeature
from cartopy.feature import NaturalEarthFeature
import cartopy.io.shapereader as shpreader
from cartopy.mpl.gridliner import LONGITUDE_FORMATTER, LATITUDE_FORMATTER
from matplotlib.colors import from_levels_and_colors
import glob
from metpy.units import units
import metpy.calc as mpcalc
import netCDF4 as nc
from scipy import stats
import dask.array as da
from dask.diagnostics import ProgressBar
from scipy.stats import mannwhitneyu
from mpl_toolkits.basemap import Basemap, cm
import pymannkendall as mk
#Importamos los datasets con las variables a utilizar
mood_ssp585_1=xr.open_dataset('../datos_interpolados/mood_ssp585_1.nc')['tas
']
mood_ssp585_2=xr.open_dataset('../datos_interpolados/mood_ssp585_2.nc')['tas
']
# Concatena los dos conjuntos de datos a lo largo de la dimensión 'time'
mood_ssp585 = xr.concat([mood_ssp585_1, mood_ssp585_2], dim='time')
mod_ssp585 = mood_ssp585.to_dataset(name='mod_ssp585')

#Se definen las estaciones para realizar la nueva agrupación de los datos
seasons = ('DJF', 'MAM', 'JJA', 'SON')
mod_ssp585['season'] = xr.where(mod_ssp585['time.season'] == 'DJF',
seasons[0],
xr.where(mod_ssp585['time.season'] == 'MAM', seasons[1],
xr.where(mod_ssp585['time.season'] == 'JJA', seasons[2],
seasons[3])))
```

```

# EL resultado estará en 'concatenated_data', que contendrá todos los datos concatenados.

#Se crean nuevos arrays con cada estación para la dimensión time
DJF = mod_ssp585.sel(time=mod_ssp585.time.dt.season=="DJF")
DJF = DJF.groupby(DJF.time.dt.year).mean("time")

MAM = mod_ssp585.sel(time=mod_ssp585.time.dt.season=="MAM")
MAM = MAM.groupby(MAM.time.dt.year).mean("time")

JJA = mod_ssp585.sel(time=mod_ssp585.time.dt.season=="JJA")
JJA = JJA.groupby(JJA.time.dt.year).mean("time")

SON = mod_ssp585.sel(time=mod_ssp585.time.dt.season=="SON")
SON = SON.groupby(SON.time.dt.year).mean("time")
#Rellenamos de 0 cada array de estaciones tanto para los p-valores como para las tendencias
DJF_p = np.zeros(DJF.mod_ssp585.shape)
DJF_s = np.zeros(DJF.mod_ssp585.shape)

MAM_p = np.zeros(MAM.mod_ssp585.shape)
MAM_s = np.zeros(MAM.mod_ssp585.shape)

JJA_p = np.zeros(JJA.mod_ssp585.shape)
JJA_s = np.zeros(JJA.mod_ssp585.shape)

SON_p = np.zeros(SON.mod_ssp585.shape)
SON_s = np.zeros(SON.mod_ssp585.shape)
#de las 9 variables que nos da el test de Mann Kendall nos quedamos con p:tendencia y slope
#y las almacenamos en los arrays respectivos para cada variable
for i in range(9):
    for j in range(13):
        __,p,__,__,__slope,__ =
mk.original_test(DJF.mod_ssp585[:,i,j]);DJF_p[:,i,j]=p;DJF_s[:,i,j]=slope
        __,p,__,__,__slope,__ =
mk.original_test(MAM.mod_ssp585[:,i,j]);MAM_p[:,i,j]=p;MAM_s[:,i,j]=slope
        __,p,__,__,__slope,__ =
mk.original_test(JJA.mod_ssp585[:,i,j]);JJA_p[:,i,j]=p;JJA_s[:,i,j]=slope
        __,p,__,__,__slope,__ =
mk.original_test(SON.mod_ssp585[:,i,j]);SON_p[:,i,j]=p;SON_s[:,i,j]=slope

```

A.2. Cálculo de diferencias significativas

```
import xarray as xr
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import cartopy.crs as ccrs
import pandas as pd
from ipywidgets import interact
import cartopy.feature as cfeature
from cartopy.feature import NaturalEarthFeature
import cartopy.io.shapereader as shpreader
from cartopy.mpl.gridliner import LONGITUDE_FORMATTER, LATITUDE_FORMATTER
from matplotlib.colors import from_levels_and_colors
import glob
from metpy.units import units
import metpy.calc as mpcalc
import netCDF4 as nc
from scipy import stats
import dask.array as da
from dask.diagnostics import ProgressBar
from scipy.stats import mannwhitneyu
from mpl_toolkits.basemap import Basemap, cm
import pingouin as pg
# Cargar Los DataArrays
mood_ssp585_1 =
xr.open_dataset('../datos_interpolados/mood_ssp585_tasmin_1.nc')['tasmin']
mood_ssp585_2 =
xr.open_dataset('../datos_interpolados/mood_ssp585_tasmin_2.nc')['tasmin']
tanda1 = xr.open_dataset('../datos_interpolados/data_tasmin_1.nc')['tasmin']

# Concatenar Los dos conjuntos de datos a Lo Largo de La dimensión 'time'
mood_ssp585 = xr.concat([mood_ssp585_1, mood_ssp585_2], dim='time')
# Seleccionar el rango de años que necesitas
data_tas_1850_1879 = tanda1.sel(time=slice('1850-01-01', '1879-12-31'))
# Filtrar Los datos para Las estaciones
invierno =
data_tas_1850_1879.sel(time=data_tas_1850_1879.time.dt.month.isin([12, 1,
2]))
primavera =
data_tas_1850_1879.sel(time=data_tas_1850_1879.time.dt.month.isin([3, 4,
5]))
verano =
data_tas_1850_1879.sel(time=data_tas_1850_1879.time.dt.month.isin([6, 7,
8]))
```

```

otono =
data_tas_1850_1879.sel(time=data_tas_1850_1879.time.dt.month.isin([9, 10,
11]))
# Filtrar Los datos para el período de interés
data_tas_30_3 = mood_ssp585.sel(time=slice('2071-01-01', '2100-12-31'))
# Filtrar Los datos para Las estaciones
invierno_30_3 = data_tas_30_3.sel(time=data_tas_30_3.time.dt.month.isin([12,
1, 2]))
primavera_30_3 = data_tas_30_3.sel(time=data_tas_30_3.time.dt.month.isin([3,
4, 5]))
verano_30_3 = data_tas_30_3.sel(time=data_tas_30_3.time.dt.month.isin([6, 7,
8]))
otono_30_3 = data_tas_30_3.sel(time=data_tas_30_3.time.dt.month.isin([9, 10,
11]))
# Cerrar Los conjuntos de datos que ya no necesitas
mood_ssp585_1.close()
mood_ssp585_2.close()
tanda1.close()
# Obtener Los valores de Los DataArrays
data_array_1_invierno = invierno.values
data_array_2_invierno = invierno_30_3.values
data_array_1_primavera = primavera.values
data_array_2_primavera = primavera_30_3.values
data_array_1_verano = verano.values
data_array_2_verano = verano_30_3.values
data_array_1_otoño = otono.values
data_array_2_otoño = otono_30_3.values
# Obtenemos valores para Latitud y Longitud
lons = mood_ssp585_1.lon.values
lats = mood_ssp585_1.lat.values
# Obtenemos a partir de mannwhitney Los p-valores a partir de Los dos grupos
posicionando en primer lugar el más antiguo
#mann-whitney invierno
resultado_invierno = stats.mannwhitneyu(data_array_1_invierno,
data_array_2_invierno)
diferencia_invierno = data_array_2_invierno - data_array_1_invierno
pvalores_invierno = resultado_invierno.pvalue
#mann-whitney primavera
resultado_primavera = stats.mannwhitneyu(data_array_1_primavera,
data_array_2_primavera)
diferencia_primavera = data_array_2_primavera - data_array_1_primavera
pvalores_primavera = resultado_primavera.pvalue
#mann-whitney verano
resultado_verano = stats.mannwhitneyu(data_array_1_verano,
data_array_2_verano)

```

```

diferencia_verano = data_array_2_verano - data_array_1_verano
pvalores_verano = resultado_verano.pvalue
#mann-whitney otoño
resultado_otoño = stats.mannwhitneyu(data_array_1_otoño, data_array_2_otoño)
diferencia_otoño = data_array_2_otoño - data_array_1_otoño
pvalores_otoño = resultado_otoño.pvalue

```

A.3. Representación gráfica de mapas

```

def plot_temperature_map(p_values, slope_data, title, save_path):
    fig = plt.figure(figsize=(64, 32))

    # Según las coordenadas de la malla de nuestro mapa realizamos un bucle para
    # recorrer los p-valores pasados por el array para calcular cual de dichos p-
    # valores en cada zona del mapa es significativa (<0.05)
    pvalue = np.zeros(p_values.shape)
    for i in range(9):
        for j in range(13):
            if p_values[:, i, j].mean() < 0.05:
                pvalue[:, i, j] = 1
            else:
                pvalue[:, i, j] = 0

    ax = fig.add_subplot(1, 4, 1, projection=ccrs.PlateCarree())
    ax.add_feature(cfeature.COASTLINE.with_scale('10m'), linewidth=0.75,
color='black')
    ax.add_feature(cfeature.BORDERS, linestyle=':')
    # Calcular la media total de los valores en la zona
    total_mean = np.mean(slope_data, axis=0)

    colormesh = ax.pcolormesh(lons, lats, total_mean*85, vmin=-6, vmax=6,
cmap='bwr', transform=ccrs.PlateCarree(), alpha=0.9)

    # Pintar puntos donde pvalue es igual a 1
    indices = np.where(pvalue[0] == 1)
    plt.scatter(lons[indices[1]], lats[indices[0]], color='black',
marker='o', transform=ccrs.PlateCarree())

    cb = fig.colorbar(colormesh, orientation='horizontal', aspect=70,
shrink=0.9, pad=0.05, extendrect=True)
    cb.set_label("°C", size='large')
    ax.set_title(title, loc='right')

```

```

    gl = ax.gridlines(crs=ccrs.PlateCarree(), draw_labels=True, linewidth=1,
color='black', alpha=0.1, linestyle='dotted')
    gl.top_labels = False
    gl.right_labels = False
    gl.xformatter = LONGITUDE_FORMATTER
    gl.yformatter = LATITUDE_FORMATTER

    plt.savefig(save_path, dpi=300, bbox_inches='tight', facecolor='white',
transparent=False)
    plt.show()

# Llama a la función con los p-valores y las tendencias de cada estación,
así como el nombre de la figura resultante y la ubicación de guardado
plot_temperature_map(DJF_p, DJF_s, '2015-2100 Invierno, data: tas',
'../MannKendall/Imagenes/ssp_invierno.png')
plot_temperature_map(MAM_p, MAM_s, '2015-2100 Primavera, data: tas',
'../MannKendall/Imagenes/ssp_primavera.png')
plot_temperature_map(JJA_p, JJA_s, '2015-2100 Verano, data: tas',
'../MannKendall/Imagenes/ssp_verano.png')
plot_temperature_map(SON_p, SON_s, '2015-2100 Otoño, data: tas',
'../MannKendall/Imagenes/ssp_otoño.png')

```

A.4. Cálculo de tendencia para rendimiento específico en placas solares

```

import xarray as xr
import numpy as np
from pymannkendall import original_test

tmin = 0
tmax = 28

#Funcion que devuelve el número de días por estación en que las temperaturas
están dentro del
#rango de operatividad pasado por parámetros de la sPlacas solares
def contar_dias_en_rango(latitud, longitud, temperatura_min,
temperatura_max, estacion):
    recuento_por_año = []

    for year in range(2015, 2100):
        cont = 0
        #Hacemos selección de las temperaturas máximas y mínimas en cada
coordenada espacio-tiempo

```



```

        seleccion_max = mod_ssp585.sel(time=(mod_ssp585.time.dt.season ==
estacion) & (mod_ssp585.time.dt.year == year), lat=latitud, lon=longitud,
method='nearest')
        seleccion_min =
mod_ssp585_min.sel(time=(mod_ssp585_min.time.dt.season == estacion) &
(mod_ssp585_min.time.dt.year == year), lat=latitud, lon=longitud,
method='nearest')
        #Si La temperatura tanto maxima como minima se encuentra dentro dl
rango establecido se aumenta el contador
        for i in range(len(seleccion_max.mod_ssp585.values)):
            temp_max = seleccion_max.mod_ssp585.values[i] - 273.15
            temp_min = seleccion_min.mod_ssp585_min.values[i] - 273.15
            if (temperatura_min < temp_max < temperatura_max) &
(temperatura_min < temp_min < temperatura_max):
                cont += 1
            recuento_por_año.append(cont)

        return recuento_por_año

def calculoPendiente(array):
    x = np.arange(len(array))
    pendiente, _ = np.polyfit(x, array, 1)
    return pendiente

# Llamada a La función para invierno
recuento_por_año_djf = contar_dias_en_rango(38.6656, -6.4249, tmin, tmax,
'DJF')
resultado = mk.original_test(recuento_por_año_djf)
p = calculoPendiente(recuento_por_año_djf)
print('Invierno ---> P-valor:', "{:.10f}".format(resultado[2]),
'pendiente:', p)

# Llamada a La función para primavera
recuento_por_año_mam = contar_dias_en_rango(38.6656, -6.4249, tmin, tmax,
'MAM')
resultado1 = mk.original_test(recuento_por_año_mam)
p2 = calculoPendiente(recuento_por_año_mam)
print('Primavera ---> P-valor:', "{:.10f}".format(resultado1[2]),
'pendiente:', p2)

```

```
# Llamada a La función para verano
recuento_por_año_jja = contar_dias_en_rango(38.6656, -6.4249, tmin, tmax,
'JJA')
resultado2 = mk.original_test(recuento_por_año_jja)
p3 = calculoPendiente(recuento_por_año_jja)
print('Verano ---> P-valor:', "{:.10f}".format(resultado2[2]), 'pendiente:',
p3)

# Llamada a La función para otoño
recuento_por_año_son = contar_dias_en_rango(38.6656, -6.4249, tmin, tmax,
'SON')
resultado3 = mk.original_test(recuento_por_año_son)
p4= calculoPendiente(recuento_por_año_son)
print('Otoño ---> P-valor:', "{:.10f}".format(resultado3[2]), 'pendiente:',
p4)
```