



Universitat
de les Illes Balears

TRABAJO DE FIN DE GRADO

CAMBIOS EN LOS EXTREMOS DEL NIVEL DEL MAR EN LAS COSTAS EUROPEAS

Victoria Pilar Quesada García

Grado de Física

Facultad de Ciencias

Año Académico 2022-23

CAMBIOS EN LOS EXTREMOS DEL NIVEL DEL MAR EN LAS COSTAS EUROPEAS

Victoria Pilar Quesada García

Trabajo de Fin de Grado

Facultad de Ciencias

Universidad de las Illes Balears

Año Académico 2022-23

Palabras clave del trabajo:

Extremos nivel del mar, tendencias, cambio climático, estacionaridad, costa de Europa.

Nombre Tutor/Tutora del Trabajo Marta Marcos Moreno

Nombre Tutor/Tutora (si procede)

Se autoriza la Universidad a incluir este trabajo en el Repositorio Institucional para su consulta en acceso abierto y difusión en línea, con fines exclusivamente académicos y de investigación

Autor		Tutor	
Sí	No	Sí	No
<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

1 Resumen

Uno de los desafíos principales en el marco del cambio climático es examinar las tendencias y cambios en los extremos climáticos y en particular en los records más altos del nivel del mar. Los eventos extremos en la altura del mar se registran mediante estaciones mareográficas. Europa cuenta con una gran cantidad de datos, lo que brinda una oportunidad única para realizar investigaciones exhaustivas. No obstante, la falta de records excepcionales presenta una restricción importante, ya que, por definición, estos extremos son episodios raros. Para resolver esto, se emplean pruebas estadísticas que ya se han aplicado en otras variables, como la temperatura, mediante records independientes e idénticamente distribuidos (i.i.d.). Estas metodologías se han adaptado y aplicado a series de nivel del mar. Los datos se analizan con y sin el efecto del aumento paulatino de la cota del mar observado durante las últimas décadas. Por un lado, en las series que tienen una tendencia de nivel del mar, los resultados indican no estacionaridad del comportamiento de episodios extremos. En cambio cuando se elimina esta tendencia (asumiendo que es lineal) la mayor parte de las series temporales de extremos no muestran evidencia de no estacionaridad. Estas series brindan información para comparar y contrastar las tendencias observadas en el primer grupo, lo que contribuye a una comprensión más completa de los efectos que generan. En resumen, el análisis de los datos de nivel del mar en Europa sugiere que el cambio climático está afectando los eventos extremos de nivel del mar y a la estacionaridad.

Analyzing shifting patterns and behaviors in the highest sea level records is the main difficulty in the context of global warming. Europe presents a singular opportunity for in-depth research due to its wealth of data. However, a fundamental limitation is posed by the dearth of extreme records. To overcome this, independent and identically distributed (i.i.d.) records are employed in statistical tests that have previously been applied to other variables, such as temperature. When the findings are analyzed, it is noted that two groups—those that exhibit non-stationarity in the face of rising sea levels and those that do not—emerge from the initial series. The series that show large and non-linear variations in sea level, showing the presence of climate change effects, make up the first category. awareness implications on sea level extremes requires an awareness of these subtle and non-parametric tendencies. The second category consists of data with no indication of non-stationarity with respect to sea level rise. These series contribute to a fuller understanding of how climate change affects sea level by offering data for comparison and contrast with the trends seen in the first category. In summary, the analysis of sea level data in Europe suggests that climate change is affecting extreme sea level events and stationarity.

El desafiament clau en el context de l'escalfament global és analitzar les tendències i comportaments canviants en els registres més alts del nivell del mar. Europa, amb la seva abundància de dades, ofereix una oportunitat única per a investigacions detallades. No obstant això, l'escassetat de registres extrems planteja una limitació significativa. Per abordar això, s'utilitzen proves estadístiques que ja han estat aplicades prèviament en altres variables com en la temperatura, utilitzant registres independents i idènticament distribuïts (i.i.d.). Els resultats s'avaluen i és on es distingeix que de les sèries inicials sorgeixen dos grups, les sèries amb no estacionaritat davant l'augment de l'alçària del mar i les que no tenen aquesta característica. El primer grup comprèn les sèries que demostren canvis significatius i no lineals en el nivell del mar, la qual cosa indica la presència d'efectes del canvi climàtic. Aquestes tendències subtils i no paramètriques són valuoses per comprendre els impactes en els extrems del nivell del mar. El segon grup està compost per les sèries que no mostren evidència de no estacionaritat en relació amb l'augment del nivell del mar. Aquestes sèries proporcionen informació per comparar i contrastar amb les tendències observades en el primer grup, la qual cosa contribueix a una comprensió més completa dels efectes. En resum, l'anàlisi de les dades de nivell del mar a Europa suggereix que el canvi climàtic està afectant els esdeveniments extrems de nivell del mar i l'estacionaritat.

Contents

1	Resumen	1
	Contents	2
2	Introducción	3
3	Datos	4
4	Metodología	8
4.1	Tests estadísticos para la detección de no estacionaridad	9
4.1.1	N.test	10
4.1.2	Foster-Stuart D-statistic	10
4.1.3	Foster-Stuart S-statistic	10
4.1.4	Foster-Stuart D-statistic (t-distr.)	10
4.1.5	Método Brown	10
4.2	Métricas seleccionadas	11
4.2.1	Test B4	11
4.2.2	Test S4	11
4.3	Aplicación a extremos de nivel del mar	11
5	Resultados	12
5.1	Análisis de una serie temporal: el ejemplo de Brest	12
5.2	Resultados a escala europea	18
6	Conclusiones	23
7	Bibliografía y citas	23

2 Introducción

El cambio climático en las últimas décadas se ha tornado un desafío global sin precedentes, y Europa no ha sido ajena a sus efectos. El aumento de las temperaturas, el deshielo de glaciares y casquetes polares, y los cambios en los patrones climáticos son solo algunas de las consecuencias observadas en el continente [2]. Uno de los resultados más evidentes del cambio climático en la zona se relaciona con el aumento de nivel del mar, pero no solo en eso también tiene un impacto directo en la salud humana y otros ámbitos a través de eventos extremos climáticos cada vez más intensos [8]. Por poner un ejemplo, en 2021 se registró un aumento en la temperatura, una disminución del viento y un incremento en el nivel del mar [7].

Las regiones costeras de Europa son particularmente vulnerables a estas variaciones [13]. Los núcleos urbanos como ciudades, las comunidades costeras y los ecosistemas dependen en gran medida de un equilibrio estable en las mareas y las condiciones marítimas. Sin embargo, el aumento en la altura del nivel del mar y los sucesos extremos asociados, como tormentas intensas y marejadas ciclónicas, plantean una amenaza significativa para la infraestructura costera, la seguridad de las comunidades y la integridad de los ecosistemas.

La mayoría de los estudios sobre el cambio climático, se enfocan en analizar los valores promedio, sin embargo, es crucial considerar los cambios en la variabilidad y las distribuciones extremas de variables climáticas esenciales. Existen estudios para determinar si el cambio climático está afectando la frecuencia de eventos extremos, como por ejemplo, Informe del IPCC [13]. Este informe científico sobre el cambio climático atribuye a la actividad humana parte del aumento de fenómenos extremos y advierte de que ya se han producido cambios que serán "irreversibles" durante "siglos o milenios".

Aunque el análisis de comportamientos no estacionarios en los eventos extremos resulta fascinante, su estudio se ve obstaculizado por la escasez de datos. En el caso de los extremos de nivel del mar, relacionar estos eventos con el aumento paulatino de la altura del mar es complicado debido a que la magnitud de la tendencia es limitada en comparación con la variabilidad diaria. Aunque el calentamiento global influye en la ocurrencia de eventos extremos, existen variaciones climáticas significativas en diversas áreas del planeta, por lo que es difícil separar la variabilidad natural de las tendencias climáticas. Para ello, es de gran utilidad contar con herramientas estadísticas simples que faciliten este tipo de estudios, de manera similar a cómo las pruebas no paramétricas, como la prueba de Mann-Kendall, han beneficiado la investigación sobre la temperatura promedio [9].

Es fundamental tener en cuenta que los modelos climáticos que no consideren adecuadamente los comportamientos no estacionarios en los eventos extremos pueden generar sesgos significativos en los resultados, especialmente en las estadísticas de valores extremos, como los periodos de retorno o los valores máximos. Por ejemplo, los conjuntos de simulaciones en los modelos climáticos a menudo no logran muestrear adecuadamente la baja frecuencia de eventos extremos, lo que limita su utilidad. Además, es común que los modelos estadísticos que representan la distribución completa del nivel del mar no se ajusten adecuadamente a las colas de distribución. Aunque no se disponga de pruebas estadísticas específicas para este propósito, evaluar la capacidad de los modelos climáticos para reproducir de manera precisa los valores más extremos debe formar parte de la validación de dichos modelos.

En este contexto, resulta de gran interés desarrollar herramientas estadísticas que permitan analizar los comportamientos no estacionarios en los eventos extremos. En el ámbito de las ciencias ambientales, los enfoques tradicionales para estudiar estos eventos extremos incluyen el análisis de los máximos anuales o los excesos sobre un umbral determinado. Sin embargo, en este trabajo se propone un método alternativo basado en el análisis de records (referidos aquí a valores máximos registrados y, por tanto, valores extremos). Dado que los records cuentan con propiedades probabilísticas, este método presenta ventajas significativas. Específicamente, la distribución de ocurrencia de records en una serie independiente e idénticamente distribuida (i.i.d.), no depende de la distribución de la variable en estudio. Esta característica facilita la creación de estadísticas no paramétricas, la implementación de herramientas inferenciales mediante métodos Monte Carlo y la combinación de información proveniente de múltiples records. El uso de estos, también tiene la ventaja de no requerir información sobre la serie completa, lo cual es común en series climáticas.

Si bien cada uno de estos métodos existentes para el tratamiento de este tipo de datos tiene sus beneficios, aún no se han realizado investigaciones exhaustivas para evaluar el impacto del cambio climático en los niveles del mar extremos.

El presente estudio tiene como objetivo aplicar un nuevo método basado en la ocurrencia de records para detectar comportamientos no estacionarios en los eventos extremos de las series del nivel del mar, como una

herramienta para evaluar la presencia de tendencias de largo término. Para lograrlo, se realizan pruebas estadísticas para detectar dichos comportamientos no estacionarios, teniendo en cuenta las características específicas de las series climáticas, como la estacionalidad y la auto-correlación. La idea principal consiste en investigar si los records observados son consistentes con dicho comportamiento mediante la distribución de la ocurrencia de estos en una serie i.i.d. Se examina la prueba de Foster y Stuart [10] basada en el número de records, y además se sugieren algunas estadísticas basadas en la verosimilitud y la función puntaje de las variables binarias indicadoras de records, como se explicará en detalle posteriormente.

El esquema del documento se muestra a continuación. La descripción del problema motivador y los datos están en la sección 3. La cuarta sección presenta dos categorías principales para las pruebas: Una que usa únicamente los records superiores y otra que une información obtenida a partir del uso combinado entre cuatro tipos diversos. La descripción de varias herramientas gráficas tiene lugar en la sección 5 tanto para una estación en particular como a nivel europeo. Seguida del análisis y las conclusiones que está disponible en la sección 6.

3 Datos

La base de datos GESLA (Global Extreme Sea Level Analysis, www.gesla.org), surgió de la curiosidad de varias personas por aprender más sobre los cambios en la frecuencia y magnitud de los niveles extremos del mar. Es una recopilación de datos sobre la altura del mar en todo el mundo. Esta base de datos se centra principalmente en eventos extremos como tormentas y mareas altas, que pueden afectar negativamente las áreas costeras.

GESLA recopila datos de una variedad de fuentes y centros de datos nacionales e internacionales, todo ellos de estaciones mareográficas. Para proporcionar una visión global de los eventos extremos, se recopilan y distribuyen estos datos de manera sistemática y abierta (Haigh et al., 2022) [1]. Las series de datos proporcionan información de la altura y el momento de ocurrencia de los eventos extremos del nivel del mar. Esto permite un análisis más completo y una mejor comprensión de los elementos que contribuyen a los eventos extremos.

GESLA es una herramienta utilizada por científicos, investigadores y profesionales de la climatología y la gestión de riesgos costeros. Para estudios de tendencias, análisis de riesgos y desarrollo de modelos relacionados con el nivel del mar y eventos extremos en las costas de todo el mundo, proporciona una fuente de datos fiable.

A medida que llegan nuevos datos, las bases de datos se actualizan regularmente, lo que permite un seguimiento constante de los cambios en el nivel del mar y una evaluación actualizada de los eventos extremos en las zonas costeras. La versión 3 más reciente, con 5,119 registros y 91,021 años de datos, representa un aumento significativo en comparación con la versión 2.

En nuestro caso, aunque como se ha comentado la base de datos registra series de todo el mundo, nos hemos centrado en un total de 485 series temporales que son las que pertenecen al territorio europeo, representadas en la Figure 1.

Cuando se trabaja con datos de la base de datos GESLA, es común realizar un procesamiento para eliminar las variaciones debidas a las mareas y los datos que podrían ser erróneos. Este procedimiento es crucial para obtener una señal más precisa y clara de los eventos extremos del nivel del mar.

La corrección de mareas es un método para eliminar las variaciones causadas por las mareas que ajusta, mediante mínimos cuadrados, las señales periódicas asociadas al forzamiento astronómico. La serie de residuos de mareas, también llamados ondas de tormenta (storm surges en inglés) se calcula restando la serie temporal de las mareas de las observaciones de nivel del mar de los mareógrafos.

Además, los datos recopilados se revisan minuciosamente durante el proceso para la eliminación de datos erróneos. Esto implica verificar que los registros sean coherentes, encontrar valores inconsistentes y realizar correcciones o eliminaciones según sea necesario. Para identificar y tratar los datos sospechosos, se pueden utilizar técnicas estadísticas y de detección de anomalías.

Es importante tener en cuenta que los datos pueden ser erróneos debido a una variedad de razones, incluidos errores humanos durante la recopilación de datos, fallas en los instrumentos de medición o problemas técnicos durante la transmisión de datos. Por lo tanto, los datos deben analizarse y validarse minuciosamente

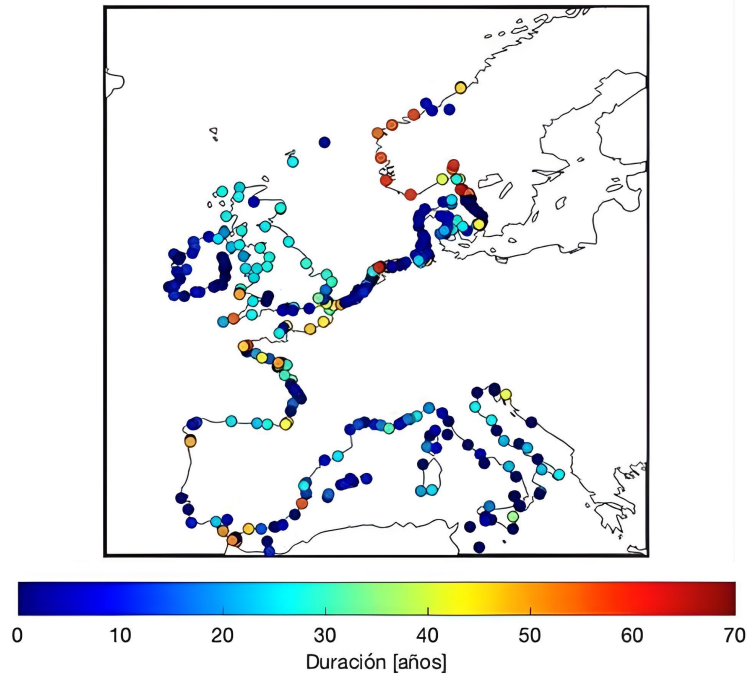


Figure 1: Mapa con las estaciones Europeas y la cantidad de años de los que tienen records de datos.

para garantizar su calidad y confiabilidad.

Una vez terminado el proceso de eliminación de mareas y datos posiblemente erróneos, los datos restantes pueden utilizarse para realizar análisis más detallados sobre el comportamiento de las ondas de tormenta, el estudio de la frecuencia y la intensidad de los eventos extremos y la evaluación del riesgo costero en diferentes regiones.

En mi caso todo este procesado de los datos ya estaba disponible y trabajé con los datos de ondas de tormenta directamente para investigar la estacionaridad de los eventos extremos. Sin embargo, para evaluar el impacto del aumento de nivel del mar en los extremos, recurrí a los datos en bruto para obtener las tendencias lineales de las series temporales e incorporarlas al análisis.

Dado el amplio número de estaciones disponibles, pero con diferentes períodos de toma de datos (Figure 1), se llevó a cabo una cuidadosa selección de estaciones. Esta selección se basó en dos criterios principales relacionados con la duración de los registros disponibles.

El primer criterio consistió en seleccionar estaciones con una duración de más de 50 años. Este periodo temporal más extenso permite capturar las variaciones a largo plazo y evaluar tendencias significativas en el nivel del mar. Sin embargo, debido a la limitada disponibilidad de estaciones con series de esta duración, la cantidad de estaciones seleccionadas en esta categoría fue relativamente reducida (34 estaciones).

Como complemento, se optó por incluir una segunda categoría de estaciones con series de más de 30 años. Si bien esta duración es algo menor que la anterior, sigue siendo lo suficientemente larga como para obtener información valiosa sobre las tendencias del nivel del mar en un periodo significativo. Esta selección adicional permitió ampliar el número de estaciones consideradas en el análisis (104 estaciones).

Estos dos criterios combinados (Figure 2) —estaciones con más de 50 años y estaciones con más de 30 años— permitieron abordar la necesidad de disponer de series temporales lo más extensas posible, considerando la disponibilidad limitada de datos históricos en algunas ubicaciones. De esta manera, se logró obtener una muestra representativa de estaciones con diferentes periodos de tiempo y se pudo realizar un análisis más completo del nivel del mar. Las estaciones, junto con su tendencia lineal están representadas en la Figure 2, mientras que los datos de posición, duración y porcentaje de periodos sin datos se listan en la Table 1.

Mapa Tendencias

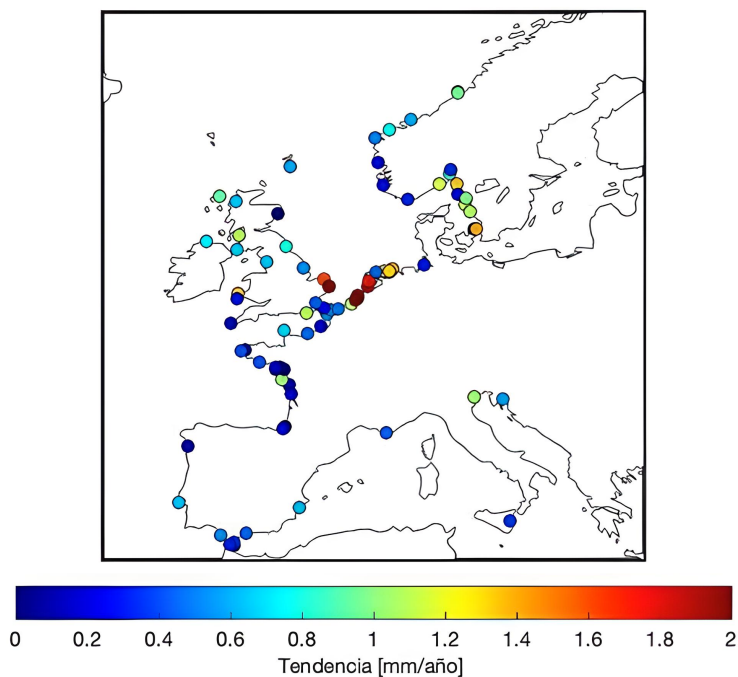


Figure 2: Mapa con las estaciones Europeas con más de 30 años de records. El color indica el valor de la tendencia lineal (en mm/año).

Nombre	Latitud	Longitud	Longitud [nº años]	% Huecos
Aberdeen abe gbr body	57.144	-2.080	43.086	31.657
Alesund aes nor nhs	62.469	6.1520	55.661	11.710
Alicante i ali esp da mm	38.338	-0.4780	55.584	11.832
Bakar bak hrv uz	45.300	14.533	42.049	33.302
Bayonne boucau 94 fra refmar	43.527	-1.5150	41.607	34.003
Bayonneboucau 60minute bay fra cmems	43.527	-1.5150	41.304	34.484
Bergen bgo nor nhs	60.398	5.3200	56.479	10.414
Boulogne sur mer 111 fra refmar	50.727	1.5780	32.575	48.330
Boulognesurmer 60minute bou fra cmems	50.727	1.5770	32.308	48.754
Brest 60minute bre fra cmems	48.383	-4.4950	60.294	4.362
Brouwershavensche gat 08 brouwhvsgt08 nld rws	51.751	3.8110	38.488	38.951
Cadiz cad i esp ieo	36.540	-6.2830	51.694	18.003
Cadzand cadzd nld rws	51.379	3.3760	47.499	24.657
Calais 55 fra refmar	50.969	1.8680	41.985	33.403
Calais 60minute cal fra cmems	50.969	1.8680	41.730	33.807
Cascais 209a prt uhscl	38.692	-9.4170	40.463	35.818
Catania cat ita ispra	37.498	15.094	36.470	42.151
Ceuta 207a esp uhscl	35.900	-5.3170	55.136	12.544
Ceuta ceta esp ieo	35.890	-5.3140	53.309	15.442
Cherbourg 60minute che fra cmems	49.651	-1.6360	44.166	29.945
Cordemais 397 fra refmar	47.277	-1.8900	33.268	47.230

Cordemais 60minute cor fra cmems	47.277	-1.8900	32.313	48.746
Cromer cro gbr bodc	52.934	1.3020	30.005	52.406
Cuxhaven 825a deu uhscl	53.867	8.7170	59.550	5.542
Cuxhaven steubenhof cux deu bfg	53.867	8.7170	48.809	22.579
Den helder denhdr nld rws	52.964	4.7450	59.182	6.1260
Dieppe 24 fra refmar	49.929	1.0840	45.883	27.220
Dieppe 60minute die fra cmems	49.930	1.0850	45.751	27.431
Dover dov gbr bodc	51.114	1.3230	43.785	30.548
Dunkerque 2 fra refmar	51.048	2.3670	50.436	19.999
Dunkerque 60minute dun fra cmems	51.048	2.3660	50.384	20.082
Fishguard fis gbr bodc	52.013	-4.9840	53.568	15.030
Gibraltar 289a gbr uhscl	36.133	-5.3500	32.324	48.728
Goteborg torshammen 2109 swe smhi	57.249	12.113	52.227	17.158
Goteborgorsh 819a swe uhscl	57.685	11.790	46.114	26.855
Goteborgtorshammen got swe cmems	57.685	11.791	51.942	17.609
Haringvliet 10 harvt10 nld rws	51.863	3.8610	34.794	44.809
Helgeroa hro nor nhs	58.995	9.8560	41.367	34.384
Heysham hey gbr bodc	54.032	-2.9200	49.837	20.949
Holwerd holwd nld rws	53.395	5.8770	34.368	45.485
Hornbaek 838a dnk uhscl	56.100	12.467	50.576	19.777
Huibertgat huibgt nld rws	53.574	6.3980	45.402	27.983
Ijmuiden buitenvaen ijmbdthvn nld rws	52.462	4.5550	37.533	40.466
Immingham imm gbr bodc	53.630	-0.1880	56.473	10.423
Kristiansund ksu nor nhs	63.114	7.7340	57.225	9.229
Kungsvik kun swe cmems	58.997	11.127	46.505	26.234
La rochelle la pallice 34 fra refmar	46.159	-1.2210	33.325	47.140
Lauwersoog lauwog nld rws	53.409	6.1970	47.387	24.834
Le conquet 152 fra refmar	48.359	-4.7810	47.755	24.250
Leconquet 60minute lec fra cmems	48.359	-4.7810	47.510	24.639
Lehavre 60minute leh fra cmems	49.482	0.1060	48.069	23.753
Lerwick 293a gbr uhscl	60.155	-1.1400	52.767	16.301
Lerwick ler gbr bodc	60.154	-1.1400	47.446	24.742
Lessablesdolonne 60minute les fra cmems	46.498	-1.7940	30.165	52.153
Lowestoft low gbr bodc	52.473	1.7500	56.714	10.040
Lowestoft low gbr cmems	52.467	1.7500	30.076	52.294
Malaga mala esp ieo	36.713	-4.4150	47.638	24.436
Malin head 834a irl uhscl	55.367	-7.3330	40.175	36.275
Maloy may nor nhs	61.934	5.1130	54.939	12.856
Milford haven mha gbr bodc	51.707	-5.0520	50.406	20.046
Millport mil gbr bodc	55.750	-4.9060	37.970	39.773
Nantes usine brulee 399 fra refmar	47.193	-1.634	31.093	50.680
Nantesusinebrulee 60minute nan fra cmems	47.193	-1.6340	30.166	52.151
Nes nes nld rws	53.430	5.7590	47.371	24.860
Newhaven nha gbr bodc	50.782	0.0570	31.136	50.613
Newlyn new gbr bodc	50.103	-5.5430	40.789	35.300
Newlyn cornwall 294a gbr uhscl	50.102	-5.5420	54.828	13.033
North shields nsh gbr bodc	55.007	-1.4400	43.984	30.233
Oscarsborg osc nor nhs	59.678	10.605	54.870	12.966
Oslo osl nor nhs	59.909	10.735	58.816	6.7070
Oudeschild oudsd nld rws	53.039	4.8500	47.343	24.905
Petten zuid pettzd n	52.773	4.6500	39.850	36.791

Port bloc 15 fra refmar	45.568	-1.0620	31.847	49.484
Port tudy 71 fra refmar	47.644	-3.4460	45.316	28.121
Portbloc 60minute por fra cmems	45.568	-1.0620	31.590	49.892
Portpatrick por gbr bodc	54.843	-5.1200	43.686	30.705
Ringhals rin swe cmems	57.250	12.113	46.977	25.485
Roompot binnen roompbnn nld rws	51.619	3.6860	31.278	50.386
Roompot buiten roompbtn nld rws	51.620	3.6820	31.552	49.953
Rorvik 803a nor uhslc	64.867	11.250	45.724	27.472
Rorvik rvk nor nhs	64.859	11.230	47.045	25.377
Saint gildas 36 fra refmar	47.140	-2.2460	45.738	27.451
Saint jean de luz socoa 95 fra refmar	43.395	-1.6820	42.119	33.191
Saint nazaire 37 fra refmar	47.267	-2.2020	55.257	12.351
Saintnazaire 60minute sai fra cmems	47.270	-2.2000	51.078	18.981
Schiermonnikoog schiermnog nld rws	53.469	6.2030	47.402	24.811
Sheerness she gbr bodc	51.446	0.7430	34.248	45.676
Smogen smo swe cmems	58.354	11.218	60.705	3.7090
Socoa 60minute soc fra cmems	43.398	-1.6730	43.555	30.914
Stavanger svg nor nhs	58.974	5.7300	58.507	7.1960
Stenungsund ste swe cmems	58.093	11.833	54.843	13.008
Stornoway 295a gbr uhslc	58.208	-6.3880	32.784	47.998
Stornoway sto gbr bodc	58.208	-6.3890	31.572	49.921
Tarifa tari esp ieo	36.009	-5.6030	52.370	16.931
Toulon 68 fra refmar	43.117	5.9130	31.999	49.243
Toulon 60minute tou fra cmems	43.123	5.9150	32.031	49.193
Tregde 804a nor uhslc	58.000	7.5670	56.773	9.9460
Tregde trg nor nhs	58.006	7.5550	58.665	6.9460
Ullapool ull gbr bodc	57.895	-5.1580	36.018	42.868
Venezia vene ita cv	45.419	12.426	37.270	40.883
Vigo 208a esp uhslc	42.233	-8.7330	31.316	50.327
Vigo vigo esp ieo	42.238	-8.7300	50.020	20.659
Viken vik swe cmems	56.142	12.579	43.710	30.668
West terschelling westtslg nld rws	53.363	5.2200	59.140	6.1920

Table 1: Datos de la series seleccionadas de más de 30 años y marcadas en azul las que tienen más de 50.

4 Metodología

Como se mencionó anteriormente, las series de datos de altura del nivel del mar han sido sometidas a un proceso de limpieza y preprocesamiento. Como resultado, se obtienen los residuos de marea, que representan las variaciones de altura del mar que no están relacionadas con las mareas. Además, se han realizado exhaustivas revisiones y correcciones para garantizar la calidad de las medidas y eliminar posibles errores o anomalías. Por lo tanto, en el análisis actual nos enfocamos en el estudio de estos residuos de marea para comprender las tendencias de los records y cambios en la altura del nivel del mar.

Para el análisis de extremos se ha adaptado e implementado la metodología descrita en [5] y aplicada a series de temperatura del aire. Se han seguido los siguientes pasos:

1. Se calculan los valores máximos diarios de altura del nivel del mar, generando matrices para cada día del año, para toda la duración de la serie. Para que todos los años tengan la misma longitud se eliminan los días 29 de febrero para evitar problemas con los años bisiestos.
2. Se eliminan las correlaciones para asegurar la independencia de los extremos. Para ello una serie diaria

$(X_{1,1}, X_{1,2}, \dots, X_{1,365}, X_{2,1}, X_{2,2}, \dots, X_{T,365})$ se divide en 365 subseries, una para cada día del año [3]:

$$\begin{pmatrix} X_{1,1} & X_{1,2} & \dots \\ X_{2,1} & X_{2,2} & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ X_{T,1} & X_{T,2} & \dots \end{pmatrix}_{T*365}$$

De esta manera, cada columna de la matriz representa una serie de observaciones que no tienen ninguna correlación secuencial ni patrones estacionales. Se utilizan las pruebas de correlación de Pearson para determinar si la relación entre la serie y la serie desplazada en el tiempo es nula, lo que confirma la falta de correlación secuencial.

Las 365 series resultantes tienen diferentes distribuciones (ya que corresponden a días del calendario diferentes), pero la distribución de la ocurrencia de records no depende de la distribución de las series originales, por lo que estas pueden analizarse conjuntamente. Esto significa que los resultados de las diferentes series se pueden agrupar y analizar en conjunto, sin que las diferencias en las distribuciones individuales afecten la evaluación de los records extremos.

- Las series de días consecutivos están conectadas. Se utiliza la siguiente técnica para obtener un conjunto de series no correlacionadas que faciliten el desarrollo de herramientas de inferencia: Se examina la correlación entre la serie de los días k y $k + 1$ si la serie k está en el subconjunto en el día k ; si la correlación no es significativa, se incluye la serie $k + 1$ en el subconjunto; de lo contrario, se examina la correlación entre la serie k y $k + 2$. Hasta que se encuentre una serie $k + i$ que no esté significativamente correlacionada con la serie k , este paso se repite. Este método tiene una limitación, ya que no utilizamos toda la información de las 365 series disponibles, pero se puede inferir que proporciona el tamaño de muestra efectivo de las 365 series relacionadas. Además, observamos que el método utilizado para evaluar la correlación puede afectar el conjunto de subseries seleccionadas.

En el contexto del análisis de series de datos, el término "record" se refiere a un valor extremo que establece un máximo o mínimo en la serie. Por lo que se utilizará la definición de "record" para determinar si un valor en la serie cumple con las condiciones. El parámetro I_t se utiliza para indicar si se está buscando un máximo o un mínimo de la siguiente forma:

$$I_t = \begin{cases} 1, & \text{si se está buscando un máximo} \\ 0, & \text{si se está buscando un mínimo} \end{cases}$$

Para seleccionar pruebas efectivas que permitan detectar la no estacionaridad en los extremos del nivel del mar, es necesario considerar todas las características de los records diarios y la forma en que los datos deben organizarse para su análisis. Es fundamental contar con pruebas de alta sensibilidad para detectar desviaciones sutiles de la hipótesis nula, como tendencias lineales u otros tipos de tendencias que pueden ser pequeñas en comparación con la variabilidad de toda la serie. Además dada la naturaleza de nuestros datos las pruebas deben ser capaces de combinar datos de múltiples series, incluso si tienen distribuciones diferentes. En resumen, se busca usar pruebas que sean sensibles, flexibles y capaces de manejar datos heterogéneos para evaluar la no estacionaridad en los extremos del nivel del mar.

4.1 Tests estadísticos para la detección de no estacionaridad

Una vez aplicamos todos estos procedimientos a los datos, podemos comenzar a describir las estadísticas y pruebas utilizadas para analizar los posibles cambios estructurales y tendencias en las series de tiempo diarias del nivel del mar. En este contexto, la hipótesis nula considerada es la ausencia de cambio estructural en la pendiente de la serie de records. En caso de rechazar la hipótesis nula de estacionaridad, se sugiere la presencia de un cambio estructural en la pendiente de la serie de tiempo de records del nivel del mar. Esto implica que existe un cambio temporal en los extremos de la altura del mar. A continuación, se exponen las definiciones y fórmulas de las estadísticas y pruebas seleccionadas inicialmente, siguiendo el artículo de referencia [5].

4.1.1 N.test

El *N.test* es un método no paramétrico utilizado para detectar cambios estructurales en una serie temporal. Se basa en el número de observaciones necesarias para detectar un cambio significativo en la media o la varianza de la serie. Se calcula utilizando la siguiente fórmula:

$$N_{\text{test}} = \frac{V - \mathbb{E}[V]}{\sqrt{\text{Var}[V]}}$$

Donde V es una estimación de la varianza muestral y $\mathbb{E}[V]$ es la esperanza teórica de la varianza bajo la hipótesis nula. Si el valor calculado del *N.test* es mayor que un umbral crítico, se rechaza la hipótesis nula de ausencia de cambio estructural.

4.1.2 Foster-Stuart D-statistic

La estadística D de Foster-Stuart es una medida de cambio estructural en una serie de tiempo. Se utiliza para detectar si hay cambios significativos en la media y la varianza de la serie en un punto específico. La fórmula para calcular la estadística D es la siguiente:

$$D = \frac{X_t - X_{t-1}}{\sqrt{s_t^2 + s_{t-1}^2}}$$

Donde X_t es el valor en el punto t de la serie, s_t^2 es la varianza estimada en el punto t , y $\sqrt{\quad}$ es la raíz cuadrada. Si el valor de D supera un valor crítico, se rechaza la hipótesis nula de ausencia de cambio estructural.

4.1.3 Foster-Stuart S-statistic

La estadística S de Foster-Stuart es una medida de cambio estructural en la pendiente de una serie de tiempo. Se utiliza para detectar si hay cambios significativos en la tendencia de la serie en un punto específico. La fórmula para calcular la estadística S es la siguiente:

$$S = \frac{X_t - X_{t-1}}{\sqrt{s_{t-1}^2}}$$

Donde X_t es el valor en el punto t de la serie y s_{t-1}^2 es la varianza estimada en el punto $t-1$. Si el valor de S supera un valor crítico, se rechaza la hipótesis nula de ausencia de cambio estructural en la pendiente.

4.1.4 Foster-Stuart D-statistic (t-distr.)

Esta es una variante de la estadística D de Foster-Stuart que utiliza la distribución t de Student en lugar de la distribución normal para calcular los valores críticos. La fórmula y el procedimiento son similares a los de la estadística D , pero se utilizan valores críticos de la distribución t en lugar de los de la distribución normal.

4.1.5 Método Brown

El método de Brown es utilizado para detectar cambios en la tendencia de una serie de tiempo. Se basa en la técnica de regresión lineal ponderada para estimar la tendencia a lo largo del tiempo. Se calcula la suma de los residuos cuadrados de la regresión ponderada y se compara con un valor crítico para determinar si hay cambios significativos en la tendencia de los datos.

Estas son algunas de las estadísticas y pruebas que se utilizan para analizar cambios estructurales y tendencias en las series de tiempo. Cada una tiene su propia formulación y enfoque, y la elección de la prueba adecuada depende del contexto y los supuestos subyacentes de los datos. Es importante consultar literatura especializada o asesoramiento estadístico para seleccionar la prueba más apropiada para el análisis de los datos. En este caso se siguieron las indicaciones hechas en el artículo [5] que hace una investigación similar a esta pero con datos de temperatura.

4.2 Métricas seleccionadas

En esta investigación se consideran diferentes tipos de records extremos para el análisis de los datos. Específicamente, se examinan los extremos superiores e inferiores hacia adelante y hacia atrás en la serie de tiempo del nivel del mar. Se busca identificar los valores más altos y más bajos registrados. El record superior se refiere al valor máximo absoluto alcanzado en la serie, mientras que el record inferior corresponde al valor mínimo absoluto. Al considerar los extremos hacia adelante, se analizan los valores futuros o posteriores para determinar si un valor es el máximo absoluto en un intervalo de tiempo. Por otro lado, al examinar los extremos hacia atrás, se evalúan los valores pasados o anteriores para identificar si un valor es el mínimo absoluto en un intervalo de tiempo. Este análisis de los extremos superiores e inferiores permite comprender mejor la variabilidad y los patrones extremos presentes en la serie de tiempo del nivel del mar. Se seleccionan dos métricas, cada una hace uso de uno de los tests de arriba, es decir Foster-Stuart y Brown.

Los tests descritos, referidos como B4 y S4, son los seleccionados para aplicar a los records de nivel del mar, siguiendo la recomendación de [5]. Estos exámenes son aplicaciones específicas de los métodos estadísticos mencionados anteriormente y se consideran más apropiados debido a su gran potencia. Estas pruebas tienen ventajas significativas que las hacen particularmente útiles para el análisis del cambio climático. En primer lugar, tienen la capacidad de detectar tendencias débiles en los datos de manera efectiva. Además, como son pruebas no paramétricas y no requieren suposiciones, son útiles en una amplia gama de situaciones. Permiten combinar datos de varias series independientes, lo cual es particularmente útil para abordar patrones estacionales en los datos del nivel del mar [5].

4.2.1 Test B4

El test B4 se basa en el método de Brown, que utiliza una regresión lineal ponderada para estimar la tendencia en los datos. La fórmula utilizada en el test B4 es la siguiente:

$$\sum_{i=1}^n w_i (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Donde w_i representa los pesos asignados a cada observación, y_i es el valor observado y \hat{y}_i es el valor estimado mediante la regresión lineal ponderada.

4.2.2 Test S4

El test S4 utiliza la estadística de Foster-Stuart para detectar cambios en la pendiente de la serie. La fórmula utilizada en el test S4 es la siguiente:

$$D = \frac{X_t - X_{t-1}}{\sqrt{s_t^2 + s_{t-1}^2}}$$

Donde X_t es el valor en el punto t de la serie, s_t^2 es la varianza estimada en el punto t , y s_{t-1}^2 es la varianza estimada en el punto $t-1$.

También se utilizarán diferentes gráficos y mapas basados en las estadísticas mencionadas anteriormente, los cuales nos permitirán identificar desviaciones respecto a la hipótesis nula y cómo se ve esto afectado no solo por la ubicación, sino también por la cantidad de años de records con los que cuenta la serie. Todo esto se expondrá en el apartado 5.

4.3 Aplicación a extremos de nivel del mar

Haremos los análisis de las series de máximos diarios de nivel del mar con y sin tendencias lineales de la altura del mar para examinar cómo la presencia de estas afecta los resultados de los tests estadísticos. Las tendencias en los datos diarios de nivel del mar reflejan los cambios paulatinos asociados a los cambios de largo término causadas por el calentamiento global en combinación con el movimiento vertical de la corteza terrestre. Es esperable que la presencia de tendencias lineales puede influir en los resultados de los tests

estadísticos. Por ejemplo, si hay una tendencia positiva en los datos, es más probable que los tests detecten cambios significativos en extremos de nivel del mar.

5 Resultados

5.1 Análisis de una serie temporal: el ejemplo de Brest

En esta sección se presenta el análisis de una serie temporal específica del nivel del mar en la ciudad de Brest. Se ha seleccionado esta serie debido a su longitud, ya que abarca un extenso período de tiempo y proporciona una gran cantidad de datos para examinar. A través de este análisis detallado de la serie de Brest, se buscará proporcionar una comprensión más profunda de los extremos del nivel del mar y su evolución en el tiempo. Estos resultados serán fundamentales para discutir y comprender los impactos del cambio climático en la altura del mar. A través de este ejemplo, se ilustrará todo el proceso de análisis, incluyendo los gráficos de los records extremos tanto con como sin tendencia.

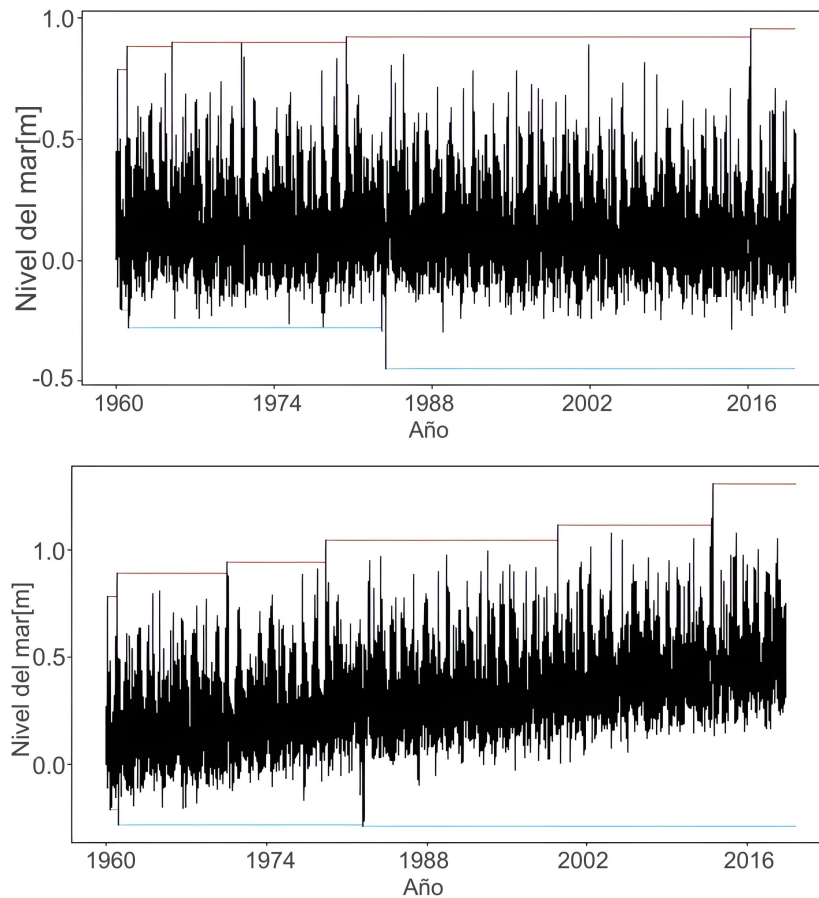


Figure 3: Nivel del mar máximo diario y records inferiores (azul) y superiores (rojo). Arriba: sin tendencia. Abajo: con tendencia.

El análisis se inicia mostrando los extremos de la serie de tiempo del nivel del mar en Brest, junto con los records superiores(en rojo) como los inferiores(en azul) (Ver Figure 3). Estos gráficos permitirán visualizar las variaciones extremas en los niveles del mar a lo largo del tiempo y evaluar posibles tendencias o cambios estructurales en los records. En la imagen de arriba, se muestra la serie sin tendencia, donde se observa una distribución de records dispersos a lo largo del tiempo, sin una tendencia claramente definida en estos. Por otro lado, en la imagen de abajo, que representa la serie con tendencia, se aprecia una mayor concentración de records superiores, asociados al incremento en el nivel del mar a lo largo del tiempo.

La visualización de estos patrones es fundamental para comprender los cambios en los records y su relación con las tendencias en el nivel del mar. Estas representaciones gráficas permiten identificar y analizar de manera intuitiva las diferencias en los extremos con y sin tendencia, brindando información valiosa para el estudio del comportamiento del nivel del mar a lo largo del tiempo.

Es evidente que los records máximos están mostrando una tendencia hacia valores más elevados a lo largo del tiempo. Este patrón de aumento es consistente con las observaciones y estudios sobre el cambio climático y su impacto en el nivel del mar. El calentamiento global y el derretimiento de los casquetes polares están contribuyendo al incremento del nivel del mar, lo que resulta en extremos más altos [2].

Se presentan ahora dos gráficas (Figure 4) que ilustran la media anual del nivel del mar junto con los extremos superiores (en rojo) e inferiores (en azul). La gráfica de arriba representa la serie sin tendencia, mientras que la gráfica de abajo muestra la serie con tendencia.

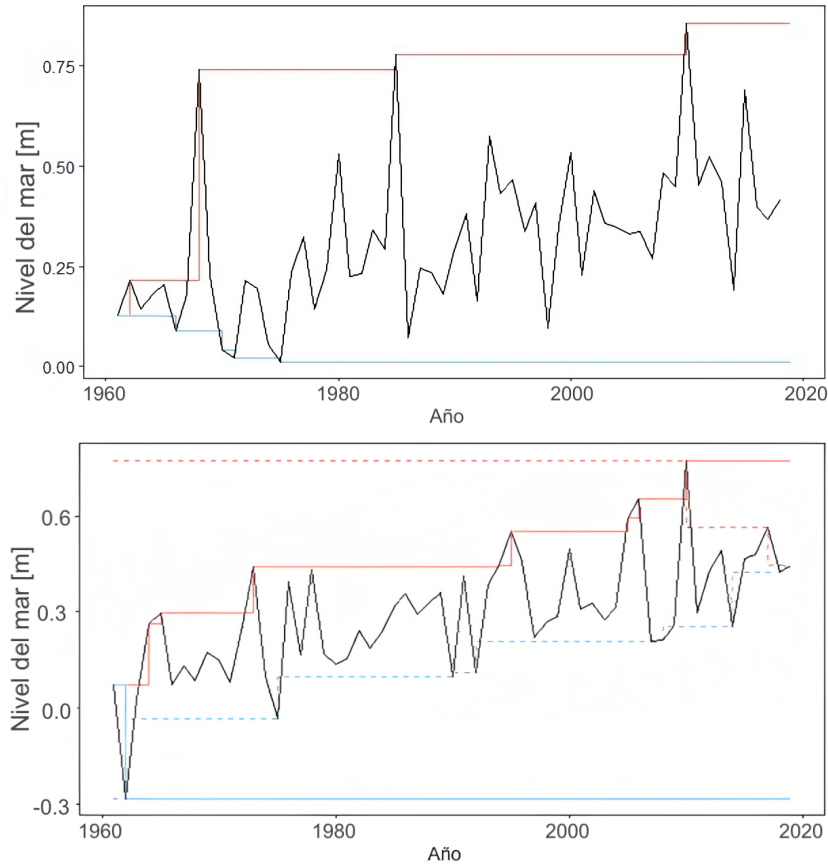


Figure 4: Media anual de nivel del mar y extremos sin y con tendencia, respectivamente.

En la gráfica de arriba, al no tener tendencia, se observa una variabilidad aparentemente aleatoria en la serie de datos. En la gráfica de abajo, se aprecia una mayor concentración de extremos superiores, lo que sugiere un incremento en la media anual y una tendencia ascendente en los valores extremos.

En resumen, al examinar la evolución de la media anual del nivel del mar y los extremos asociados, se observa que el aumento de la altura del mar y la presencia de extremos a escala anual son más notorios que aquellos basados en mediciones diarias. Esto indica que el impacto del calentamiento global se manifiesta tanto en los extremos históricos a nivel mundial como en un mayor número de días con alturas del mar excepcionalmente altas o bajas. Este patrón se atribuye, en parte, a que las series anuales presentan menos ruido en comparación con las mediciones diarias. Al considerar la media anual, los datos diarios se promedian, lo que suaviza los efectos aleatorios y permite una mejor visualización de las tendencias y cambios a largo plazo en los records. Esto resalta la importancia de analizar y comparar diferentes escalas de tiempo para comprender la evolución del nivel del mar y sus implicaciones en el contexto del calentamiento global.

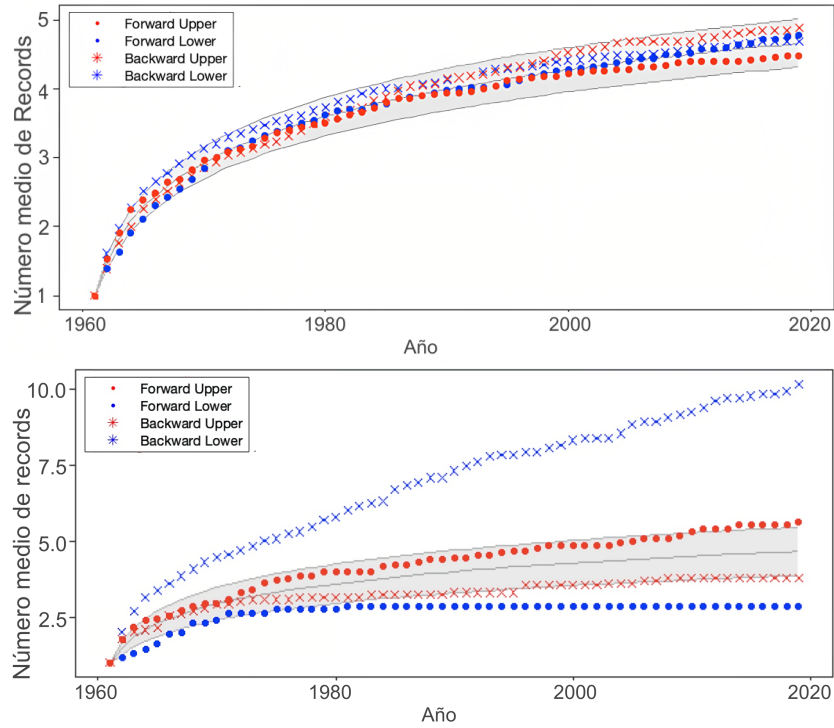


Figure 5: Número acumulado de extremos superiores e inferiores en las series hacia adelante y hacia atrás, y el 90% CI bajo series i.i.d. sin y con tendencia, respectivamente.

Otra evaluación gráfica es la Figure 5 donde se muestra el gráfico temporal del número de records superiores e inferiores en las series FL, FU, BL y BU hacia adelante y hacia atrás, respectivamente. En este contexto, FL se refiere a la serie de extremos inferiores hacia adelante, es decir, los valores más bajos del nivel del mar registrados en orden cronológico, FU hace lo mismo pero en lugar de para mínimos sera para máximos. Por otro lado, BL se refiere a la serie de extremos inferiores hacia atrás, lo que implica los valores más bajos del nivel del mar registrados en orden inverso, y BU se refiere a lo mismo pero en lugar de para mínimos sera para máximos. Los extremos superiores se representan mediante puntos rojos si van hacia adelante y estrellas rojas si son hacia atrás, mientras que los extremos inferiores se representan igual pero de color azul. La zona sombreada en el gráfico representa el intervalo de confianza asociado a los records. Este intervalo nos proporciona una estimación de la variabilidad de los datos y nos ayuda a evaluar la significancia de los cambios observados en los extremos superiores e inferiores a lo largo del tiempo.

En la imagen de arriba, que representa los datos sin tendencias, se observa que las series hacia adelante presentan desviaciones muy débiles de la hipótesis de i.i.d. (independencia e idénticamente distribuidas), prácticamente despreciables. Esto indica que la no estacionaridad no es evidente en estas series y que por tanto, no se puede descartar la hipótesis nula. De manera similar, las series hacia atrás también muestran una falta de no estacionaridad, siendo el punto más cercano a la no estacionaridad en el período entre 2000 y 2010. Por otro lado, en la imagen de abajo, que corresponde a los datos con tendencia, se observan desviaciones más claras en las series hacia atrás, especialmente en los records inferiores. Esto revela que los efectos del calentamiento global son más pronunciados en la cola inferior y en los últimos años del período observado.

Este tipo de análisis se puede realizar asignando un peso diferente a cada record en función del momento en el que ocurren. En el siguiente análisis se asignan pesos a cada registro basados en la fórmula $t - 1$, donde t representa el tiempo. Esto implica que los records más recientes tienen un mayor peso en la ponderación. Se muestra el número ponderado de extremos superiores e inferiores hacia adelante y hacia atrás, tanto sin tendencia como con tendencia en la Figure 6. En la imagen de arriba, que representa los datos sin tendencias, se observa que el número ponderado de records hacia adelante y hacia atrás muestra una distribución similar a la de (Figure 5), con desviaciones pequeñas, pero en este caso si que se aprecia mejor como después de más o menos 1995 los records superiores hacia atrás son no estacionarios. Esto indica una falta de evidencia

de no estacionaridad para el resto de ejemplos. Por otro lado, en la imagen de abajo, que corresponde a los datos con tendencia, se aprecian desviaciones más notables en el número ponderado de records hacia atrás, especialmente en los records inferiores. Vemos que para los inferiores después de 1980 tanto hacia delante como hacia atrás presentan no estacionaridad, mientras que para los superiores solo podemos asumir eso después de 2010. Esto sugiere que la tendencia en los datos tiene un impacto en la distribución de los records extremos ponderados.

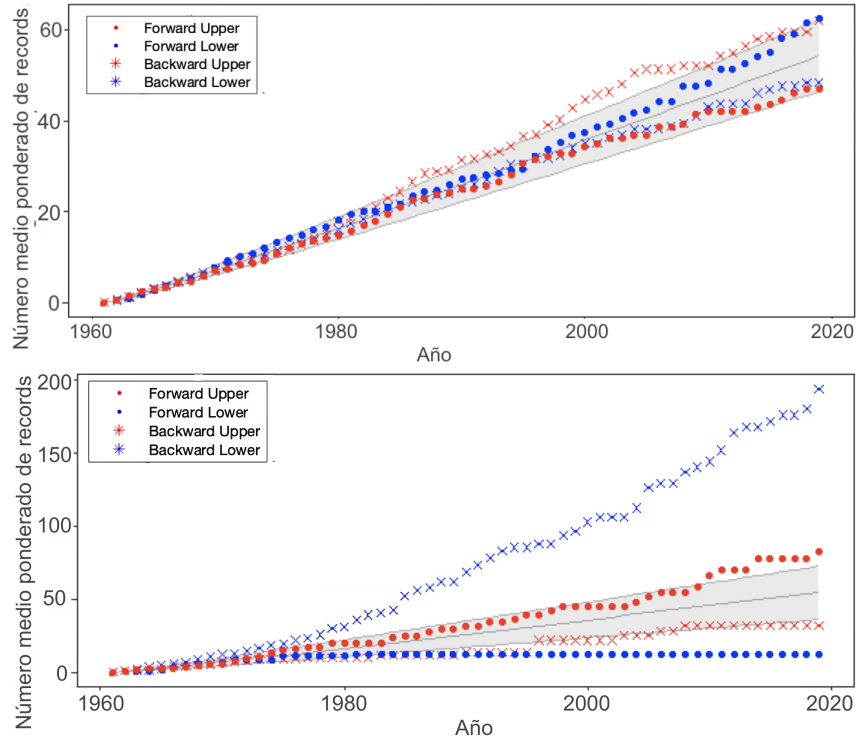


Figure 6: El número ponderado de records con pesos igual a $t - 1$, sin y con tendencia, respectivamente.

En la siguiente Figure 7 se ilustra el resultado del test S4 descrito anteriormente. Se muestran los resultados del análisis del número medio de records a lo largo del tiempo utilizando la estadística D de Foster-Stuart y considerando los pesos igual a $t-1$. Además, se incluye el intervalo de confianza del 90% bajo la suposición de que los datos siguen una distribución independiente e idénticamente distribuida (i.i.d.). En la serie sin tendencia, se observa que el número medio de records se mantiene dentro del intervalo de confianza del 90% hasta aproximadamente el año 2005. A partir de ese punto, se observa que algunos records comienzan a salir del intervalo de confianza, y lo hacen por debajo de la media esperada bajo la suposición de datos i.i.d. Por otro lado, en la serie con tendencia, se aprecia una diferencia notable. Desde alrededor de 1985, se observa que el número medio de records ya está por encima del intervalo de confianza del 90%. Esto indica que en los datos con tendencia, los records ocurren con una frecuencia significativamente mayor que la esperada bajo la suposición de datos i.i.d.

En la Figure 8 se presentan las probabilidades estimadas de records superiores $tx\hat{p}_t$ para cada año t , junto con la línea de regresión y la banda de confianza. Este gráfico nos permite analizar y comparar las tendencias en las probabilidades de records a lo largo del tiempo, tanto para los datos sin tendencia como para los datos con tendencia. En una serie estacionaria con datos independientes e idénticamente distribuidos (i.i.d.), se espera que la línea de regresión tenga una pendiente cercana a cero. Esto indica que la probabilidad de extremos se mantiene estable a lo largo del tiempo. En el caso de los datos sin tendencia, se observa una pendiente negativa en la línea de regresión. Esto implica que la probabilidad de extremos superiores disminuye gradualmente a medida que avanza el tiempo. Es decir, a lo largo de la serie, se registran menos eventos extremos. Por otro lado, en los datos con tendencia, se observa una pendiente positiva en la línea de regresión. Esta tendencia ascendente en los extremos indica un aumento gradual en la probabilidad de

extremos superiores. En otras palabras, con el paso del tiempo, se registran más eventos extremos en la serie.

Estas observaciones nos permiten inferir el comportamiento y la evolución de los extremos en relación con la presencia o ausencia de una tendencia en los datos. La pendiente de la línea de regresión nos proporciona una medida cuantitativa de la variación de las probabilidades de extremos a lo largo del tiempo.

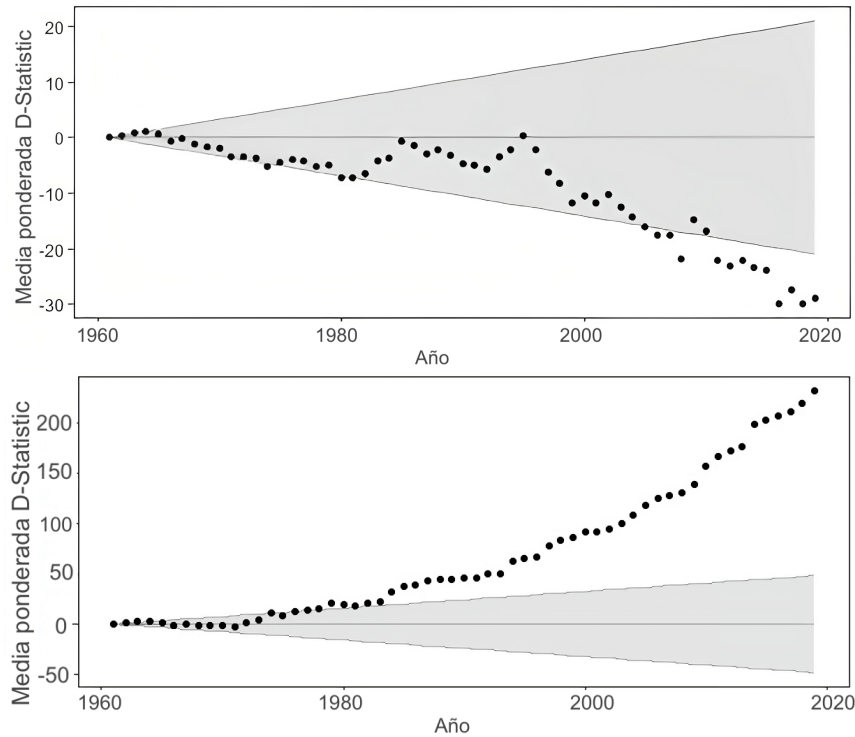


Figure 7: Número medio de records en función del tiempo con la estadística D de Foster-Stuart presentando pesos = $t-1$ y el 90% CI bajo series i.i.d. sin y con tendencia, respectivamente.

Además, se destaca que prácticamente ninguna de las probabilidades estimadas se encuentra fuera del intervalo de confianza del 90%. Esto sugiere que las estimaciones de las probabilidades de records se mantienen dentro de un rango esperado según la suposición de una serie i.i.d. Sin embargo, es importante tener en cuenta que en los datos con tendencia, las probabilidades estimadas tienden a estar en la parte superior del intervalo de confianza, indicando un mayor riesgo de records superiores de lo esperado.

Este gráfico nos permite identificar de manera visual los años específicos donde la probabilidad de registro es mucho mayor de lo esperado, lo que puede ser de particular interés para analizar eventos extremos y evaluar su impacto.

Igual que en el caso anterior, en Figure 9 se presentan las probabilidades estimadas de records inferiores $tx\hat{p}_t$ para cada año t , junto con la línea de regresión y la banda de confianza. Este gráfico nos permite analizar y comparar las tendencias en las probabilidades de records inferiores a lo largo del tiempo, tanto para los datos sin tendencia como para los datos con tendencia. En una serie i.i.d., donde no hay tendencia lineal, se espera que la línea de regresión tenga una pendiente cercana a cero como en el caso de Figure 8, lo que indica una probabilidad de registro estable a lo largo del tiempo. En el caso de los datos sin tendencia, se observa una pendiente negativa en la línea de regresión hacia atrás en el tiempo y positiva en los de hacia delante, lo que indica una disminución y aumento gradual en las probabilidades de records inferiores respectivamente. Por otro lado, en los datos sin tendencia, se observa una pendiente positiva en la línea de regresión hacia atrás en el tiempo, lo que indica un aumento gradual en las probabilidades de records inferiores, este aumento es mucho más pronunciada que la disminución que presentan los datos hacia delante o las que tenían los records sin tendencia.

Además, se destaca que prácticamente ninguna de las probabilidades estimadas se encuentra fuera del intervalo de confianza del 90% hasta 1995 en el caso sin tendencias y 1980 en el caso con tendencias. Esto

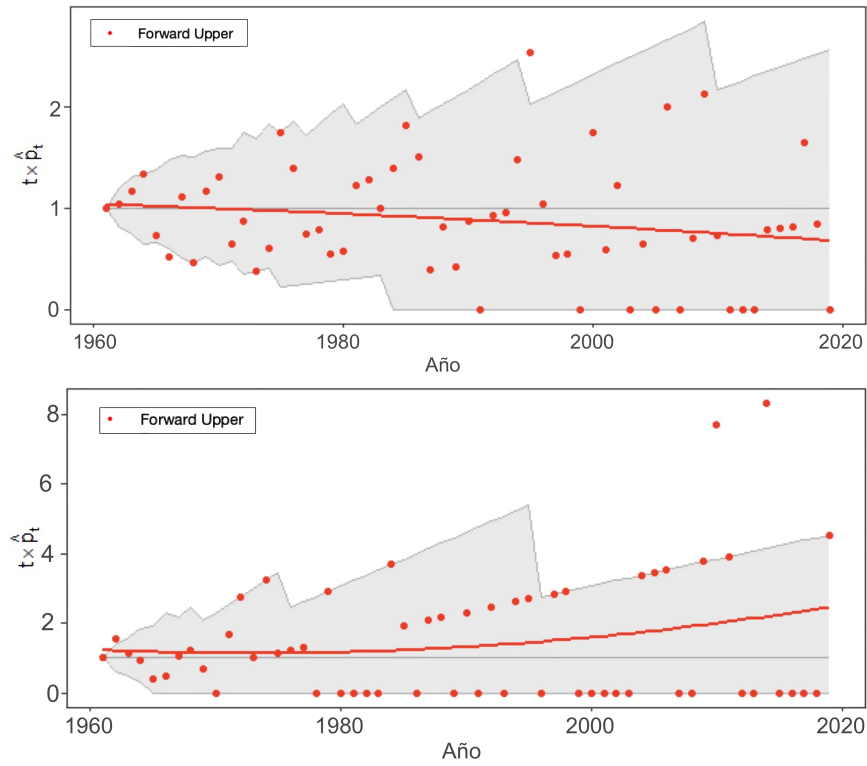


Figure 8: Línea de regresión de $t_x \hat{p}_t$ en función del tiempo y el 90% CI bajo series i.i.d. para datos máximos sin y con tendencia, respectivamente.

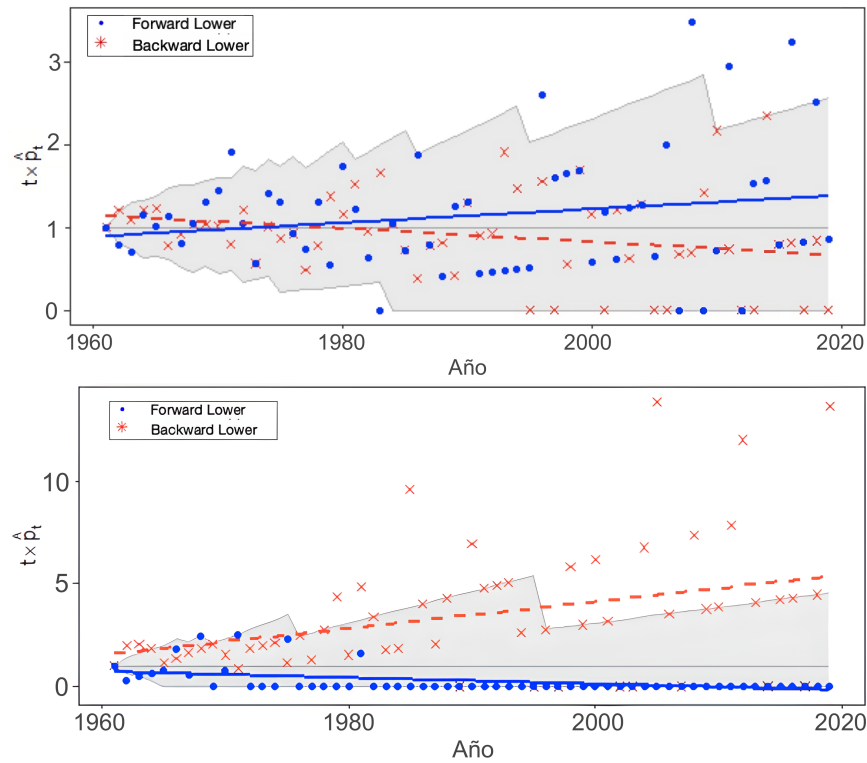


Figure 9: Línea de regresión de $t_x \hat{p}_t$ en función del tiempo y el 90% CI bajo series i.i.d. para datos mínimos en las dos direcciones, sin y con tendencia, respectivamente.

sugiere que las estimaciones de las probabilidades de records inferiores se mantienen dentro de un rango esperado según la suposición de una serie i.i.d. Sin embargo, es importante tener en cuenta que en los datos con tendencia, las probabilidades estimadas tienden a estar por encima del intervalo de confianza hacia adelante en el tiempo y por debajo hacia atrás en el tiempo, indicando un mayor riesgo de records inferiores de lo esperado.

5.2 Resultados a escala europea

El análisis se ha realizado para todas las series seleccionadas (más de 30 años y más de 50) y se presenta en forma de mapas. Los cuales representan la estacionaridad de cada serie y se utilizan diferentes indicadores visuales para representar esta información. Los puntos rojos indican no estacionaridad, mientras que los puntos azules indican que si es estacionaria. Además, se incluyen los mapas para visualizar los diferentes p-valores con una escala de colores que va de 0 a 1.

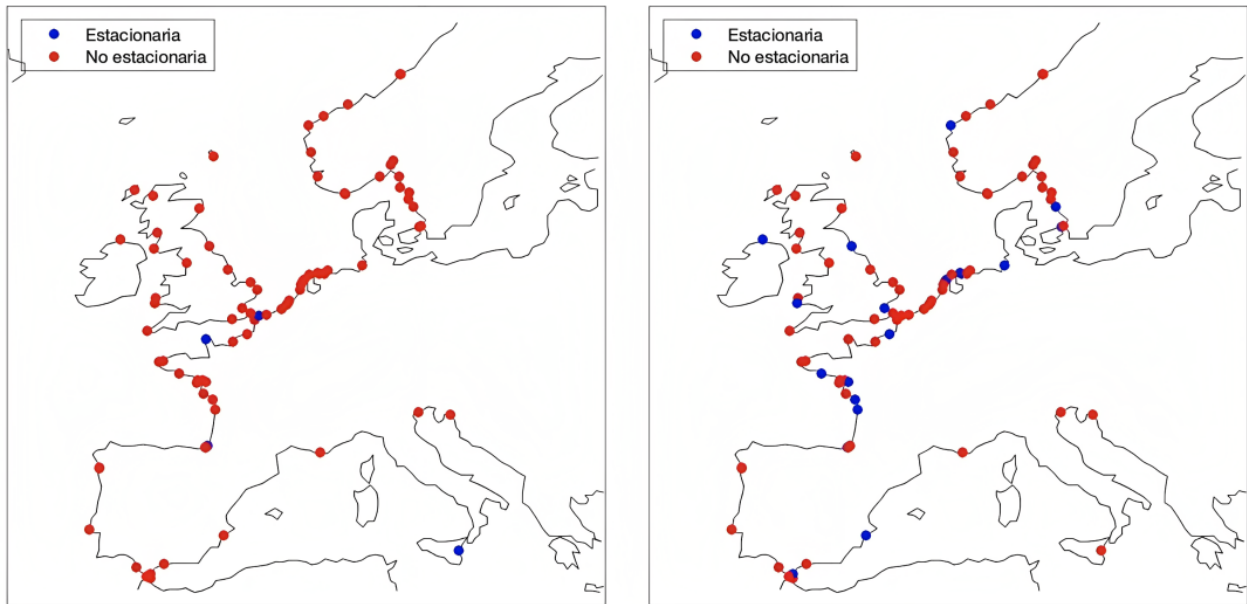


Figure 10: Mapa de estacionaridad para las series de más de 30 años, usando los datos con tendencias. A la izquierda método Brown, a la derecha Foster-Stuart.

En la Figure 10 se presenta el mapa para la estacionaridad o no de las series de más de 30 años con tendencia usando las dos métricas B4 y S4. Al aplicar el método de Brown (B4), se observa que todas las series se clasifican como no estacionarias, menos 5 (Table 2). Esto implica que se encontraron tendencias en los records significativas en todas las otras series analizadas, lo cual se sustenta en los resultados obtenidos al aplicar las estadísticas correspondientes y evaluar los valores obtenidos para el p-valor (Figure 11) asociado a la hipótesis nula de estacionaridad. En otras palabras, el método de Brown indica que no se puede aceptar la hipótesis nula de estacionaridad en ninguna de las series, menos en esas cinco.

Por otro lado, al aplicar el método de Foster-Stuart, se aprecian 21 series que son consideradas estacionarias según esta estadística un 20.2% del total (Table 2). Esto implica que para esas series en particular, no se encontraron tendencias en los records significativas y se puede aceptar la hipótesis nula de estacionaridad. Estos resultados se respaldan en los valores obtenidos para el parámetro "p-valor" asociado a la prueba estadística utilizada en el método de Foster-Stuart.

En el mapa de estacionaridad para las series de más de 30 años utilizando los datos sin tendencias (Figure 12), se observa una diferencia notable en comparación con el caso con tendencia. En el método de Brown, se identifican 55 casos en los que las series se consideran estacionarias un 52.9% de los casos totales (Table 3). Esto se refleja en la identificación con puntos de color azul en más series que en la ocasión anterior, indicando la afirmación de la hipótesis nula de estacionaridad.

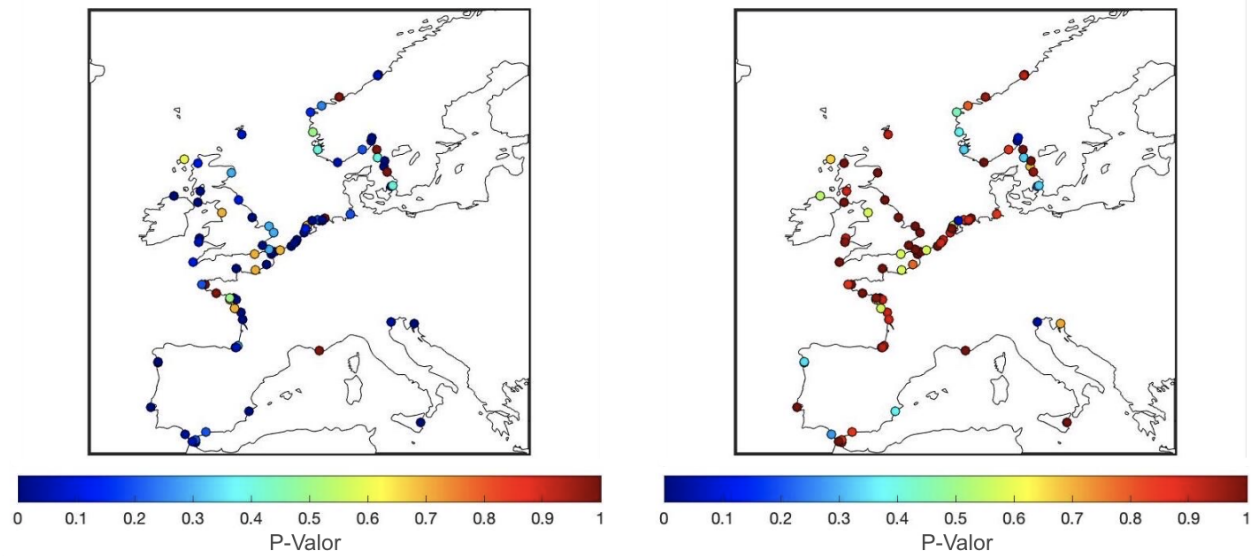


Figure 11: Mapa con el P-valor, para las series de más de 30 años, usando los datos sin tendencias. A la izquierda método Brown, a la derecha Foster-Stuart.

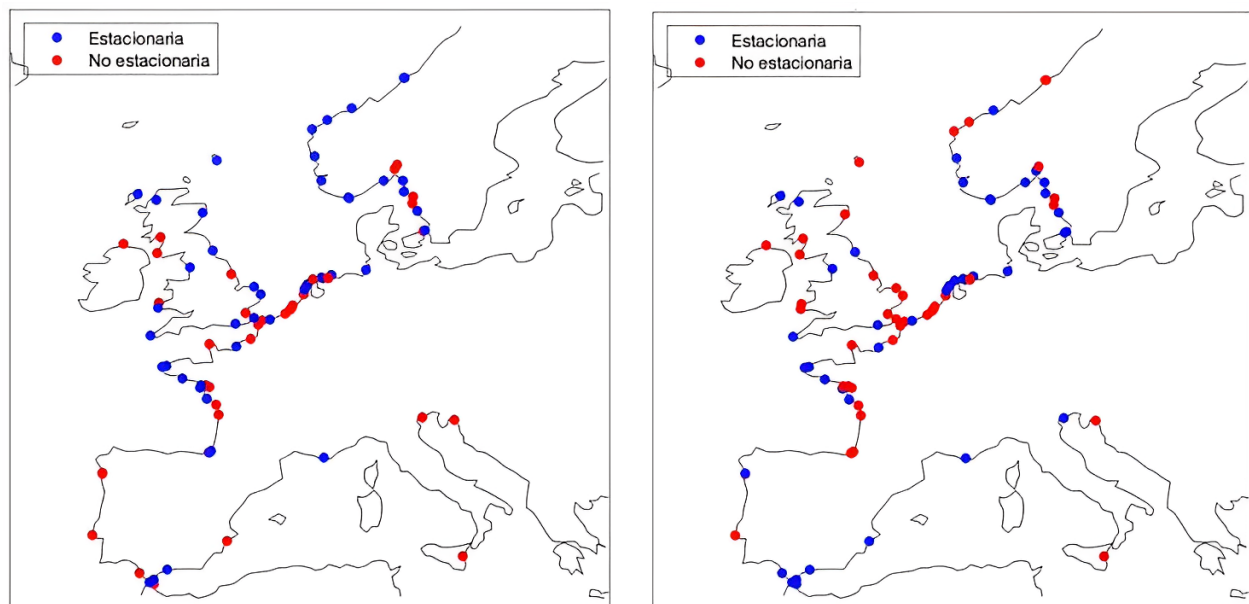


Figure 12: Mapa de estacionaridad para las series de más de 30 años, usando los datos sin tendencias. A la izquierda método Brown, a la derecha Foster-Stuart.

Por otro lado, en el método de Foster-Stuart, se observa que la proporción de series que se consideran estacionarias y no estacionaria es bastante equilibrada 51 casos estacionarios y 53 que no lo son (Table 3). Esto se muestra en los puntos de color azul, indicando que no se rechaza la hipótesis nula de estacionaridad. Estos resultados indican que, según esta estadística, hay una mayor cantidad de series con tendencias que podrían clasificarse como estacionarias.

La diferencia en los resultados entre los casos con y sin tendencia se debe a la presencia de cambios sistemáticos en las series de tiempo con tendencias.

La hipótesis nula de estacionaridad se confirma principalmente cuando no se observan tendencias significativas en los records de nivel del mar. Esto implica que no hay cambios sistemáticos en la media y la varianza a lo largo del tiempo. Sin embargo, en presencia de tendencias, se reconoce la existencia de cambios sistemáticos en la serie, lo que puede afectar tanto la media como la varianza y llevar al rechazo de la hipótesis nula de estacionaridad.

En el método de Brown, que se utiliza para evaluar la estacionaridad en presencia de tendencias, se espera que la mayoría de las series sean clasificadas como no estacionarias, ya que este método considera los cambios sistemáticos en las series. Por otro lado, el método de Foster-Stuart puede identificar una proporción mayor de series como estacionarias, ya que se basa en la detección de cambios significativos en los extremos y no necesariamente en la tendencia general de la serie. En resumen, la diferencia en los resultados entre los casos con y sin tendencia se debe a la capacidad de las pruebas estadísticas para detectar y evaluar los cambios sistemáticos presentes en las series de tiempo con tendencias.

	Foster-Stuart		Brown	
	Estacionaria	No estacionaria	Estacionaria	No estacionaria
Recuento	21	83	5	99
%	20.2	79.8	4.8	95.2

Table 2: Número de estaciones y porcentaje de estacionaridad para series con tendencia y más de 30 años.

	Foster-Stuart		Brown	
	Estacionaria	No estacionaria	Estacionaria	No estacionaria
Recuento	51	53	55	49
%	49.1	50.9	52.9	47.1

Table 3: Número de estaciones y porcentaje de estacionaridad para series sin tendencia y más de 30 años.

El análisis se ha realizado también para todas las series seleccionadas (más de 50 años) y se presenta en forma de mapas (Figure 13, 14). Estos mapas representan la estacionaridad de cada serie utilizando los mismos indicadores visuales que para las series de más de 30 años. Y de la misma forma se incluyen los mapas para visualizar los p-valores con una escala de colores que va de 0 a 1 (Figure 15).

La realización de estos mismos datos para series que tienen un periodo temporal más amplio se hace para tener una visión más completa y comparativa. Al observar los resultados, se puede apreciar que la diferencia entre las series con y sin tendencia se hace aún más evidente en este conjunto de datos más reducido.

En la Table 4 se presentan los números y porcentajes de estaciones clasificadas como estacionarias y no estacionarias para las series con tendencia y más de 50 años. Se encontró que un total de 5 estaciones (14.7%) fueron clasificadas como estacionarias según el método de Foster-Stuart, mientras que 29 estaciones (85.3%) fueron consideradas no estacionarias. En el caso del método de Brown, todas las estaciones (100%) fueron clasificadas como estacionarias.

En la Table 5 se presentan los números y porcentajes de estaciones clasificadas como estacionarias y no estacionarias para las series sin tendencia y más de 50 años. Según el método de Foster-Stuart, 22 estaciones (64.7%) fueron clasificadas como estacionarias, mientras que 12 estaciones (35.3%) fueron consideradas no estacionarias. En el caso del método de Brown, 18 estaciones (52.9%) fueron clasificadas como estacionarias, mientras que 16 estaciones (47.1%) fueron consideradas no estacionarias.

	Foster-Stuart		Brown	
	Estacionaria	No estacionaria	Estacionaria	No estacionaria
Recuento	5	29	34	0
%	14.7	85.3	100	0

Table 4: Número de estaciones y porcentaje de estacionaridad para series con tendencia y más de 50 años.

	Foster-Stuart		Brown	
	Estacionaria	No estacionaria	Estacionaria	No estacionaria
Recuento	22	12	18	16
%	64.7	35.3	52.9	47.1

Table 5: Número de estaciones y porcentaje de estacionaridad para series sin tendencia y más de 50 años.

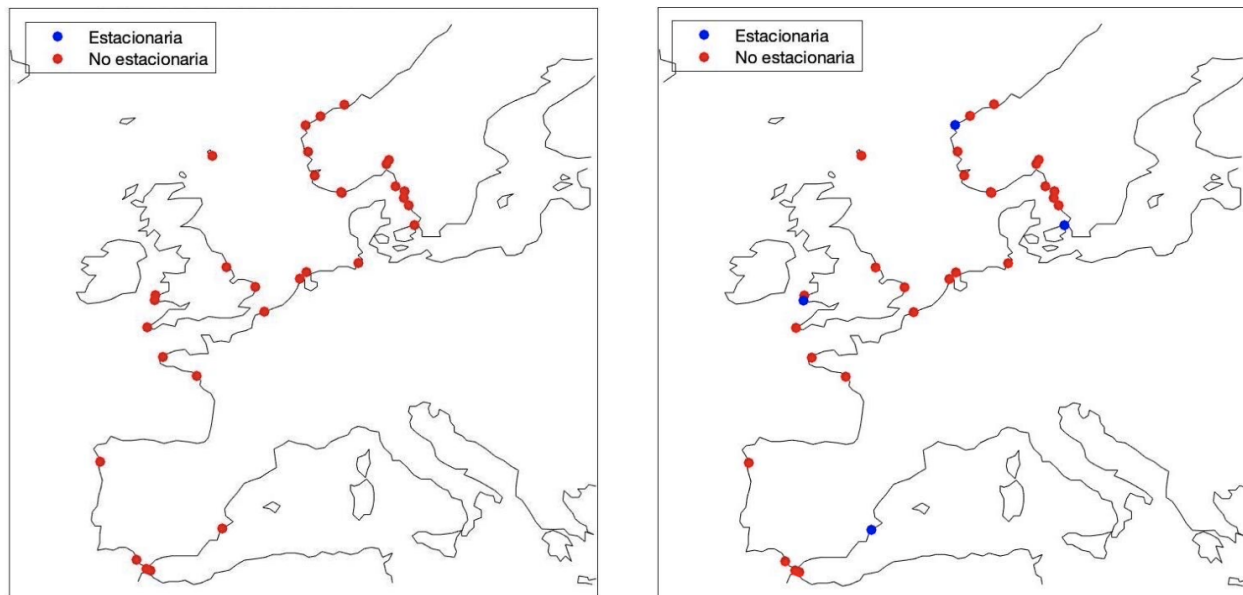


Figure 13: Mapa de estacionaridad para las series de más de 50 años, usando los datos con tendencias. A la izquierda método Brown, a la derecha Foster-Stuart.

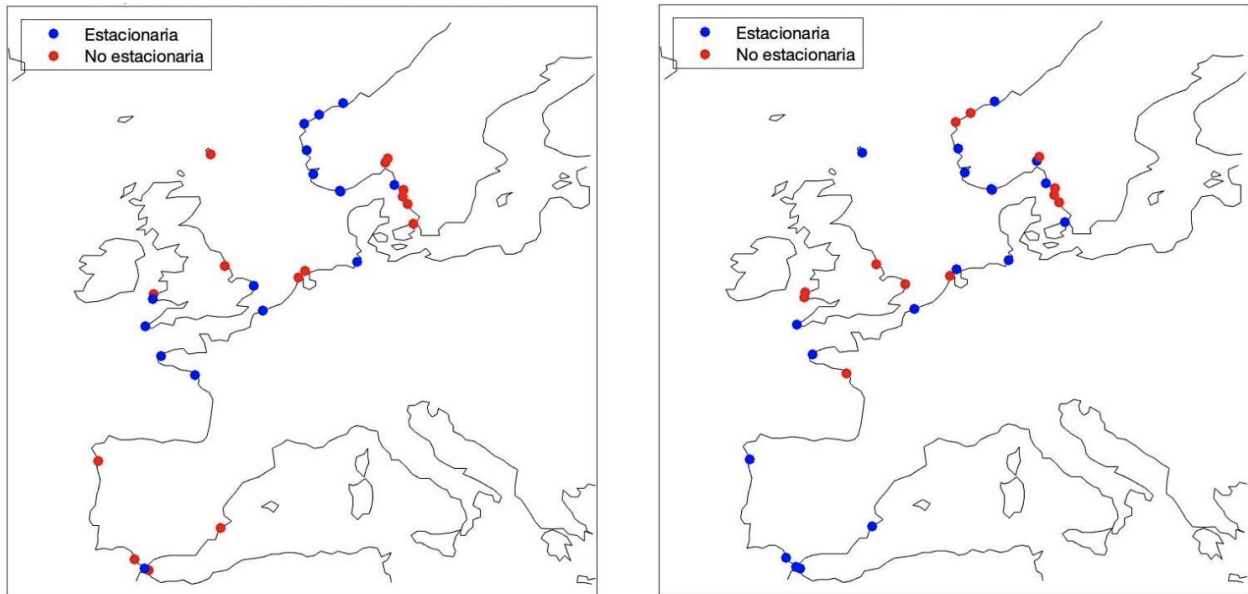


Figure 14: Mapa de estacionaridad para las series de más de 50 años, usando los datos sin tendencias. A la izquierda método Brown, a la derecha Foster-Stuart.

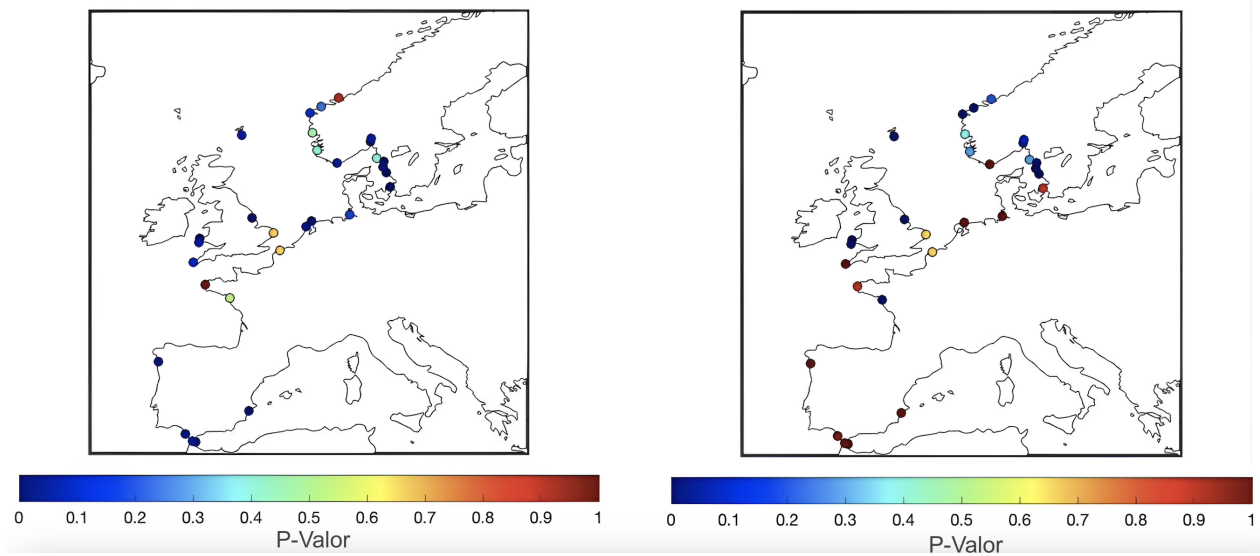


Figure 15: Mapa con el p-valor, para las series de más de 50 años, usando los datos sin tendencias. A la izquierda método Brown, a la derecha Foster-Stuart.

6 Conclusiones

En el análisis realizado, se evaluaron 104 series de tiempo de más de 30 años y 34 de más de 50 años para determinar su estacionaridad. Se llevaron a cabo pruebas estadísticas y se generaron mapas de estacionaridad para ambos períodos. Se consideraron tanto las series con tendencia lineal en el nivel del mar como las series sin tendencia.

Los resultados obtenidos revelan que la mayoría de las series con tendencia lineal presentan cambios sistemáticos en los records a lo largo del tiempo, lo que indica la presencia de tendencias significativas en los extremos de nivel del mar. En estos casos, las series se clasifican como no estacionarias.

Por otro lado, incluso en ausencia de tendencia lineal, aún se observa que las series de extremos de nivel del mar son no estacionarias en ciertos casos. Esto indica que los cambios en los extremos no solo están relacionados con el aumento del nivel del mar, sino que también pueden ocurrir de forma independiente.

Estos resultados concuerdan con investigaciones previas, como el trabajo realizado por Ablain, M., A. Cazenave, G. Larnicol, M. Balmaseda, P. Cipollini entre otros en (2015) [12], que también han señalado la presencia de cambios en los extremos de nivel del mar tanto en relación con el aumento general de la altura del mar como de forma independiente.

En resumen, el análisis de estacionaridad en las series de extremos de nivel del mar a escala europea muestra que las series con tendencia lineal son no estacionarias en su mayoría (95.5% con Brown y 79.8% con Foster-Stuart), mientras que las series sin tendencia también presentan no estacionaridad en ciertos casos, pero los casos están más igualados como hemos visto en la Table 2. Esto resalta la importancia de comprender los cambios en los extremos de nivel del mar y su relación con el cambio climático.

Al comparar estas conclusiones con las publicados por Marcos y Woodworth en 2017 [4] o las de Martínez-Asensio, A., M. Marcos, M.N. Tsimplis, D. Gomis, S. Josey and G. Jordà (2014) [11], se pueden encontrar similitudes en cuanto a la detección de cambios en las series de tiempo del nivel del mar. Ambos estudios resaltan la presencia de cambios sistemáticos en los records, lo que implica la necesidad de considerar la tendencia lineal al analizar la estacionaridad de estas series. Esto indica que los eventos extremos de nivel del mar cambian con el tiempo lo que tiene implicaciones importantes en diferentes aspectos, como la planificación costera y la evaluación de riesgos.

Sin embargo, una discusión relevante que surge de estos resultados es la dificultad en detectar cambios en los extremos de las series de tiempo del nivel del mar. Los métodos utilizados, como el método de Foster-Stuart, se basan en la detección de cambios significativos en los extremos. Si bien este enfoque puede ser útil para identificar patrones anómalos, también puede tener limitaciones en la detección de cambios más sutiles o graduales en los extremos.

Esto plantea la necesidad de desarrollar enfoques más sensibles y sofisticados para detectar y evaluar los cambios en los extremos del nivel del mar. Además, es importante considerar otras variables relevantes, como la variabilidad climática y las interacciones entre diferentes componentes del sistema climático, para obtener una comprensión más completa de los cambios en el nivel del mar.

7 Bibliografía y citas

References

- [1] . Haigh, Ivan D. and Marcos, Marta and Talke, Stefan A. and Woodworth, Philip L. and Hunter, John R. and Hague, Ben S. and Arns, Arne and Bradshaw, Elizabeth and Thompson, Philip(2022).GESLA Version 3: A major update to the global higher-frequency sea-level dataset.
- [2] Comisión Europea. (s.f.)2023. Consecuencias del cambio climático. Climate Action. Subseccion Consecuencias naturales, subida del nivel del mar.
- [3] Hirsch RM, Slack JR, Smith RA (1982) Techniques of trend analysis for monthly water quality data. Water Resour Res 18(1):107–121.

- [4] Marcos, M., Woodworth, P. L. (2017). Cambios espacio-temporales en los niveles extremos del mar a lo largo de las costas del Atlántico Norte y el Golfo de México: cambios en el nivel del mar extremo. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 122(9), 7031-7048. doi: 10.1002/2017JC013065.
- [5] Ana C. Cebrián, Jorge Castillo-Mateo y Jesús Asín(2022), Record tests to detect non-stationarity in the tails with an application to climate change.
- [6] Prosdocimi I, Kjeldsen T (2021) Parametrisation of change-permitting extreme value models and its impact on the description of change. *Stoch Env Res Risk A* 35:307–324.
- [7] Servicio de Cambio Climático de Copernicus(2021).Informe anual sobre el Estado del Clima en Europa en 2021.
- [8] Coumou D, Rahmstorf S (2012) A decade of weather extremes. *Nature Clim Change* 2:491–96.
- [9] Kendall M, Gibbons JD (1990) Rank correlation methods. Oxford University Press.
- [10] Foster FG, Stuart A (1954) Distribution-free tests in time-series based on the breaking of records. *J R Stat Soc Ser B Stat Methodol* 16(1):1–22.
- [11] Martínez-Asensio, A., M. Marcos, M.N. Tsimplis, D. Gomis, S. Josey and G. Jordà (2014), Impact of the atmospheric climate modes on Mediterranean sea level variability. *Global and Planetary Change* 118, 1-15. doi:10.1016/j.gloplacha.2014.03.007.
- [12] Ablain, M., A. Cazenave, G. Larnicol, M. Balmaseda, P. Cipollini, Y. Faugère, M.J. Fernandes, O. Henry, J.A. Johannessen, P. Knudsen, O. Andersen, J. Legeais, B. Meyssignac, N. Picot, M. Roca, S. Rudenko, M.G. Scharffenberg, D. Stammer, G. Timms, and J. Benveniste (2015), Improved sea level record over the satellite altimetry era (1993–2010) from the Climate Change Initiative project, *Ocean Science*11, 67-82, doi:10.5194/os-11-67.
- [13] IPCC(2021). Informe Cambio climático 2021. Bases físicas. Sección A.3.
- [14] Christina Nunez(2021).¿Qué es el aumento del nivel del mar, National Geographic.