

**Enrique Castellanos
Hernán**

Doctorado Interuniversitario
en Turismo, Universidad de
Málaga, Málaga, España
✉ Kique_castellanos@
uma.es

David Alaminos

Departamento de Empresa,
Universitat de Barcelona,
Barcelona, España

Derivados Climáticos para la Gestión del Riesgo Climático en Hoteles: Un Enfoque Predictivo a Partir de Hoteles Españoles

Weather Derivatives for Climate Risk
Management in Hospitality: A Predictive
Approach from Spanish Hotels

I. INTRODUCCIÓN

El sector turístico es especialmente sensible a los cambios climáticos. La variabilidad del tiempo y los fenómenos meteorológicos influyen en las decisiones de los viajeros respecto a su destino, la duración de su estancia y la frecuencia con la que eligen visitar un lugar (Craig & Feng, 2018). En consecuencia, la industria turística muestra un interés creciente por comprender cómo el clima afecta a los patrones de movimiento turístico. Si las condiciones meteorológicas influyen en el atractivo de los destinos a lo largo del año, los productos turísticos y las estrategias financieras y comerciales deben ajustarse adecuadamente. Además, ante los nuevos desafíos planteados por el cambio climático, resulta crucial que los responsables de las políticas públicas analicen cómo las condiciones meteorológicas medias y la variabilidad climática afectan a los flujos turísticos (Becken, 2013; Fang, Yin, & Wu, 2018).

La planificación y el desarrollo de los destinos turísticos están influidos por múltiples factores externos, entre ellos las condiciones meteorológicas, que pueden tener un impacto significativo en los visitantes (McCreary et al., 2024). En estos destinos, el tiempo genera tanto efectos tangibles (como su impacto en la economía

CÓDIGO JEL:
G13, Q51, C53, F65

Recibido: 18.10.2025 Aceptado: 20.11.2025

DOI: 10.57087/ucjbsr.2026.23.90.5061



RESUMEN DEL ARTÍCULO

La climatología influye significativamente en el turismo, y el cambio climático ha incrementado la preocupación por sus posibles impactos futuros. Aunque los estudios sobre gestión del riesgo climático proponen el uso de derivados, como los futuros sobre temperatura, para el sector hotelero, a menudo pasan por alto la viabilidad del mercado. Una cobertura eficaz requiere un mercado accesible y eficiente en costes, lo que depende de su rentabilidad. Este estudio evalúa la viabilidad de un mercado de derivados para que los hoteles españoles puedan cubrir los riesgos climáticos relacionados con la temperatura. Para ello, se analizan datos del periodo 2016-2023 de una selección de ciudades turísticas españolas mediante regresión Elastic Net, con el objetivo de identificar las localizaciones en las que los derivados climáticos resultan más relevantes. Los resultados muestran que los derivados sobre temperatura pueden cubrir eficazmente el riesgo en aquellas ciudades donde el clima tiene una incidencia significativa sobre la ocupación hotelera. El estudio aporta evidencia útil para la gestión del riesgo en el sector hotelero y respalda la creación de mercados de derivados climáticos adaptados al turismo.

EXECUTIVE SUMMARY

Climatology significantly influences tourism, and climate change has raised concerns about future impacts. While climate risk management studies suggest derivatives like temperature futures for the hospitality sector, they often overlook market feasibility. Effective hedging requires an accessible, cost-efficient market, which depends on its profitability. This study evaluates the viability of a derivatives market for Spanish hotels to hedge temperature-related climate risks. Data from 2016–2023 across selected Spanish tourist cities was analyzed using Elastic Net Regression to identify locations where climate derivatives are most relevant. Findings show that temperature derivatives effectively hedge risks in cities where climate strongly affects hotel occupancy. The study offers findings into hospitality risk management and supports the creation of climate derivative markets tailored to tourism.

local) como intangibles (como la percepción del destino). Esta influencia puede representar tanto riesgos como oportunidades en la planificación estratégica y el desarrollo del turismo, especialmente en entornos naturales como estaciones de esquí (Rivera & Clement, 2019), centros costeros y marítimos (Matthews, Scott, & Andrey, 2021), parques nacionales (Liu, Huang, & Hsieh, 2020) y zonas de acampada (Craig & Ma, 2022). Como resultado, el tiempo incide en las decisiones y comportamientos de los turistas, tales como la elección del destino y de los servicios preferidos (Tang et al., 2021). La investigación empírica también ha demostrado que el tiempo afecta a las experiencias psicológicas de los turistas (Kramer, 2023) y tiene un efecto directo sobre la satisfacción del visitante (Wilkins & de Urioste-Stone, 2018).

***... la industria
turística muestra
un interés creciente
por comprender
cómo el clima afecta
a los patrones de
movimiento turístico.***

El impacto del riesgo climático sobre las empresas turísticas varía según la región, ya que depende de factores como las características geográficas, las actividades económicas principales y el nivel de protección frente a dichos riesgos. En este contexto, los derivados climáticos sirven para mitigar los riesgos asociados a las condiciones meteorológicas, cuando el valor del contrato viene determinado por fenómenos meteorológicos específicos o por índices climáticos relacionados (Lin & Kwon, 2020). Estos índices pueden desarrollarse y calcularse a partir de datos de estaciones meteorológicas y/o imágenes por satélite. Diversos estudios han examinado la utilidad de los productos derivados para la mitigación del riesgo climático. Un primer grupo se ha centrado en la modelización de la temperatura para valorar futuros y opciones (Alaton et al., 2002; Campbell & Diebold, 2002; Benth & Benth, 2007; Alexandridis et al., 2021; Huang, Yang, and Chang, 2016; Bressan and Romagnoli, 2021). Otro grupo ha analizado la gestión del riesgo empresarial mediante derivados climáticos en distintos sectores. Por ejemplo, en el sector energético (Wieczorek-Kosmala, 2020), la agricultura (Bibi & Rahman, 2023) y el turismo, incluidos los deportes de invierno (Bank & Wiesner, 2011; Tang & Jang, 2012), los campos de golf (Leggio, 2007), los acontecimientos deportivos (Dawkins & Stern, 2004), el turismo de sol y playa (Canales & Pardo, 2011) y las celebraciones tradicionales (Martínez-Salgueiro & Tarrazón-Rodón, 2021).

En el sector turístico, los estudios previos sobre gestión del riesgo empresarial con derivados climáticos suelen proponer estrategias

de cobertura mediante futuros y opciones. Sin embargo, la literatura asume —sin evidencia empírica— que estos instrumentos serían eficaces y viables, limitándose a señalar que los derivados climáticos podrían responder a una necesidad real. En consecuencia, se pasa por alto un elemento clave: la existencia de un mercado suficientemente líquido en el que estos productos puedan negociarse y, por tanto, resultar más asequibles y accesibles que alternativas como los seguros o los derivados extrabursátiles (OTC). Esta constituye la principal brecha de investigación, ya que, aunque se reconoce la utilidad potencial de los derivados climáticos para el sector turístico, ningún estudio ha analizado si su negociación podría generar suficiente liquidez para hacer viable la creación de un mercado organizado, condición esencial para el uso generalizado de estos instrumentos.

Actualmente, los derivados climáticos están disponibles en determinadas ciudades de Estados Unidos. Sin embargo, son escasos en Europa y Asia, incluso en mercados turísticos relevantes como España e Italia, así como en destinos clave dentro de estos países. Por este motivo, la literatura existente defiende la necesidad de realizar más estudios que exploren el desarrollo potencial de mercados de derivados climáticos, especialmente para mitigar los riesgos afrontados por el sector hotelero (Afshardoost et al., 2024; Martínez-Salgueiro & Tarrazon-Rodon, 2021). Nuestro trabajo aborda directamente esta brecha, evaluando la eficacia y la viabilidad de un mercado de productos derivados que permitiría a los hoteles españoles cubrir sus riesgos climáticos, en particular los relacionados con las fluctuaciones de temperatura. Para ello, se seleccionaron 13 ciudades españolas, que representan aproximadamente el 40% de la capacidad hotelera del país. España se ha situado de forma constante entre los tres países más visitados del mundo, con más de 85 millones de turistas internacionales en 2023 (INE, 2024). Utilizando datos hoteleros y de temperatura de las ciudades incluidas en la muestra para el periodo 2016-2023, se aplicaron técnicas de regresión Elastic Net. Estos métodos permitieron identificar las ciudades en las que la cobertura mediante derivados climáticos resulta especialmente eficaz. Además, los resultados confirmaron que la cobertura con contratos de futuros es eficaz para suavizar las fluctuaciones de ingresos y mejorar la estabilidad financiera general de los hoteles en las ciudades seleccionadas. Estos resultados tienen implicaciones relevantes para comprender la cobertura del riesgo en

PALABRAS CLAVE

Derivados de Temperatura, Riesgo climático, Cobertura.

KEYWORDS

Weather derivatives, Climate risk, Hedging.

la industria hotelera y sientan las bases para el desarrollo de nuevos mercados de derivados climáticos aplicados al turismo.

El resto del estudio se estructura del siguiente modo. Tras esta introducción, se presenta una revisión de la literatura existente sobre cobertura del riesgo climático en la industria hotelera. A continuación, se expone el proceso metodológico, con especial atención a la muestra, los datos y el modelo de investigación. Finalmente, se presentan los principales resultados, las conclusiones y posibles líneas futuras de investigación.

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA

En el ámbito del turismo, los efectos del clima se han estudiado mediante diversos enfoques, tanto desde la perspectiva de la demanda como desde la de la oferta. En primer lugar, desde el lado de la demanda, los investigadores han analizado la influencia de factores socioeconómicos, motivaciones turísticas y expectativas sobre los destinos. Los factores socioeconómicos (por ejemplo, edad, género, renta y nivel educativo) afectan significativamente a las decisiones de los turistas relacionadas con el clima. Por ejemplo, Tang et al. (2021) demuestran que los grupos de menor renta y de mayor edad son más propensos a modificar sus decisiones de viaje debido a las condiciones meteorológicas. De forma similar, Rutty y Scott (2016) indican que las turistas de sol y playa son más sensibles al calor que sus homólogos masculinos. La personalidad es otro factor interno que influye en la toma de decisiones y el comportamiento de los turistas, especialmente en condiciones de incertidumbre. Por ejemplo, ciertos segmentos de viajeros muestran una mayor adaptabilidad inherente al tiempo, vinculada a su personalidad o a distintos grados de tolerancia hacia las condiciones climáticas (Becken & Wilson, 2013). Además, las decisiones de viaje suelen estar motivadas por diversos objetivos específicos. Denstadli, Jacobsen y Lohmann (2011) sostienen que los motivos de los viajeros deben considerarse al estudiar el impacto del clima sobre el comportamiento turístico. Becken y Wilson (2013) observaron que los visitantes estivales que viajan por primera vez a Nueva Zelanda son más propensos a realizar cambios sustanciales en sus planes de viaje en respuesta a variaciones climáticas.

Asimismo, se ha examinado la relación entre experiencia de viaje, etapa del ciclo vital y preferencias meteorológicas entre campistas de verano en Ontario (Hewer, Scott, & Gough, 2018). Este estudio

encontró que los viajeros con mayor experiencia en acampada prefieren temperaturas nocturnas más cálidas que los campistas menos experimentados. Recientemente, Mushawemhuka, Hoogendoorn y Fitchett (2021) analizaron las implicaciones de la desinformación en la cobertura mediática del turismo en las cataratas Victoria, Zimbabue, y su efecto sobre las percepciones y la demanda turística. Otros estudios han señalado que los turistas suelen tener expectativas y objetivos específicos respecto a sus experiencias de viaje. Estas expectativas están parcialmente influidas por factores del destino, como las condiciones meteorológicas previstas (Denstadli, Jacobsen, & Lohmann, 2011). Así, las expectativas meteorológicas afectan a la disonancia cognitiva de los turistas, llevándolos a adaptarse y afrontarlas en consecuencia (Jeuring, 2017). Las expectativas turísticas también están estrechamente vinculadas al riesgo y la incertidumbre, y desempeñan un papel crucial en la selección del destino y en la preparación del visitante (Williams & Balá, 2013). Por tanto, las condiciones meteorológicas influyen en el valor percibido por los turistas tanto antes de iniciar el viaje (valor esperado) como después, al reflexionar sobre la experiencia de viaje (Coghlan & Prideaux, 2009).

En segundo lugar, desde el lado de la oferta, los estudios previos han examinado los impactos del clima sobre los destinos, las empresas y su protección frente a los riesgos climáticos. Desde esta perspectiva, las condiciones meteorológicas tienen repercusiones significativas sobre el desempeño económico, el atractivo y la imagen de los destinos (Gössling, Abegg, and Steiger, 2016). El buen tiempo se ha relacionado con un aumento de las llegadas de turistas (Craig, 2023), lo que subraya la importancia de la planificación y el desarrollo de los destinos. Del mismo modo, las condiciones meteorológicas adversas elevan los costes de mantenimiento y reposición de las infraestructuras y servicios turísticos, como carreteras, sistemas de transporte, atracciones y actividades (Palin et al., 2021). En cuanto a la imagen del destino, Lohmann & Kaim (1999) señalaron que las malas condiciones meteorológicas pueden afectar negativamente a dicha imagen y, en última instancia, reducir su atractivo a largo plazo si no existe una planificación proactiva. Además, el clima es un factor crítico en el desempeño económico de las empresas turísticas (Amelung, Nicholls, & Viner, 2007). En concreto, los estudios de Mun y Park (2023) y Becken, Zammit y Hendrikx (2015) confirman el papel crucial de las condiciones meteorológicas anómalas en el

desempeño financiero de los hoteles, incluyendo métricas como el ingreso por habitación y las tasas de ocupación.

La literatura sobre reducción de la exposición al riesgo climático de las empresas turísticas destaca que los derivados se han introducido como una estrategia de adaptación clave para protegerse frente al riesgo de cambios meteorológicos inesperados (Martínez Salgueiro & Tarrazón-Rodón, 2021; Hernández & Ryan, 2011; Hoogendoorn & Fitchett, 2018). Roselló & Waqas (2015) emplearon modelos de demanda turística para estimar los impactos del cambio climático sobre el turismo. Su investigación subraya la importancia de integrar los derivados climáticos en la planificación y gestión turística para reducir la vulnerabilidad de la industria ante los cambios climáticos. De forma similar, Franzoni y Pelizzari (2016) sostienen que, para mitigar los efectos negativos de los riesgos ambientales, las empresas turísticas deberían utilizar instrumentos financieros, como los derivados climáticos, diseñados para proporcionar cobertura compensando los daños económicos derivados de dichos riesgos. Bank y Wiesner (2011), Sileo (2012) y Ballotta et al. (2019) investigaron la gestión del riesgo mediante derivados climáticos en estaciones de esquí. Estos estudios demostraron la utilidad de dichos instrumentos para mitigar riesgos asociados a la variabilidad climática en el turismo de invierno. Kobert, Prettenhaler y Bird (2016) compararon la demanda turística en Cerdeña (Italia) y Cap Bon (Túnez) bajo distintos escenarios climáticos, utilizando modelos para predecir la demanda y evaluar la utilidad de los derivados climáticos. Rajendra (2020) analizó los impactos del cambio climático en empresas turísticas costeras, sugiriendo que los derivados climáticos pueden ser una herramienta eficaz para mitigar pérdidas económicas causadas por fenómenos meteorológicos extremos. Franzoni y Pelizzari (2019) aplicaron un modelo para gestionar el riesgo de lluvia en la industria hotelera, centrado en 25 hoteles del lago de Garda (Italia). Sus resultados aportaron evidencia de que los derivados sobre precipitación podrían mitigar los impactos negativos de la lluvia sobre la rentabilidad y el desempeño empresarial. Martínez-Salgueiro y Tarrazón-Rodón (2021) destacaron el potencial de los derivados basados en temperatura y precipitación para mitigar el riesgo meteorológico en eventos culturales y turísticos en España. Propusieron opciones basadas en temperatura y lluvia como herramientas para reducir la exposición a riesgos meteorológicos en dichos eventos. Canales y Pardo (2011) examinaron el impacto

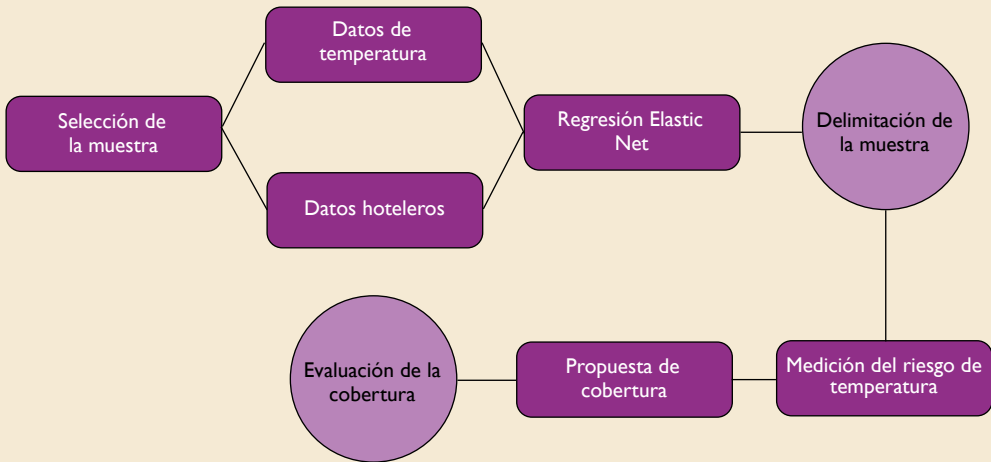
del cambio climático sobre la demanda turística en el destino Costa de Valencia, España. Sus resultados revelaron que el número de turistas, tanto residentes como no residentes, se relaciona positivamente con la temperatura. También señalaron que el número de pernoctaciones de residentes no cambia durante los meses fríos, pero aumenta durante los meses cálidos, mientras que el número de pernoctaciones de no residentes disminuye durante los meses fríos y permanece estable durante los meses cálidos. Finalmente, propusieron alternativas basadas en derivados para que los destinos de sol y playa gestionen su exposición a los riesgos meteorológicos.

3. MÉTODOS

3.1. Descripción del modelo de investigación

Para evaluar la eficacia y la viabilidad de un mercado de productos derivados que permita a los hoteles españoles cubrir sus riesgos relacionados con la temperatura, se diseñó el siguiente proceso metodológico. En primer lugar, se seleccionó una muestra de 13 ciudades atendiendo a la relevancia de su oferta hotelera y a la representación de los tres principales tipos climáticos de España. Se recopilaban datos sobre tendencias de temperatura y principales métricas hoteleras de estas ciudades. En segundo lugar, se construyeron índices de temperatura para cada ciudad de la muestra conforme a las especificaciones del Cumulative Average Temperature (CAT). Estos índices se utilizaron para analizar el impacto de las temperaturas sobre las tasas de ocupación hotelera mediante modelos de regresión Elastic Net. Este análisis permitió identificar qué ciudades cumplen los criterios para que los riesgos climáticos hoteleros puedan cubrirse mediante derivados de temperatura. En tercer lugar, se cuantificó el riesgo de temperatura de los hoteles que operan en estas ciudades, se propusieron alternativas de cobertura con derivados de temperatura y se evaluó su eficacia. Estos resultados aportaron evidencia sobre la viabilidad de un mercado de derivados climáticos para la industria hotelera española. La **Figura 1** resume las distintas fases del proceso metodológico propuesto.

Figura 1. Proceso metodológico



3.2. Regresión Elastic Net

Elastic Net es un modelo de regresión utilizado en estadística y aprendizaje automático que combina dos técnicas habituales: Lasso (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) y regresión Ridge. Lasso añade una penalización basada en la norma L1 de los coeficientes del modelo, lo que provoca que algunos coeficientes se reduzcan exactamente a cero, eliminando de forma efectiva determinadas variables. Por su parte, Ridge aplica una penalización basada en la norma L2, que reduce los coeficientes sin llevarlos a cero, lo que resulta útil en casos de multicolinealidad (Zou & Hastie, 2005). Elastic Net combina ambas penalizaciones y controla la proporción de penalización L1 y L2 mediante dos parámetros. El primero es el parámetro Alpha, que determina el equilibrio entre Lasso (L1) y Ridge (L2). Por ejemplo, un valor de 1 se centra exclusivamente en Lasso, mientras que un valor de 0 se centra por completo en Ridge. El segundo parámetro, Lambda, controla la cantidad total de regularización (penalización). Las técnicas de regresión Elastic Net han demostrado ser eficaces en estudios previos sobre gestión del riesgo climático, principalmente por su elevada capacidad predictiva e interpretabilidad (Jurgilevich et al., 2017).

Este enfoque resulta especialmente adecuado para nuestro contexto por varias razones. En primer lugar, los conjuntos de datos relacionados con el clima suelen presentar una fuerte multicolinealidad entre

predictores (como temperatura, precipitación, humedad y velocidad del viento), lo que desestabiliza las estimaciones OLS incluso cuando se incorporan variables ficticias estacionales o temporales. Elastic Net mitiga explícitamente la multicolinealidad y produce estimaciones de coeficientes más estables que los modelos de regresión tradicionales (Hastie, Tibshirani & Friedman, 2009). En segundo lugar, nuestro análisis incluye un conjunto de alta dimensionalidad de posibles factores climáticos, varios de los cuales pueden tener efectos débiles, interactivos o no lineales. A diferencia de los enfoques clásicos de series temporales o de datos de panel, que normalmente requieren selección manual de variables, Elastic Net realiza una selección automatizada y basada en los datos, reduciendo el sobreajuste y mejorando la generalización (Friedman, Hastie, & Tibshirani, 2010). En tercer lugar, dado que nuestro objetivo es la precisión predictiva — un requisito crucial al evaluar la exposición al riesgo climático relevante para la viabilidad de los mercados de derivados climáticos—, Elastic Net proporciona un rendimiento predictivo fuera de muestra superior al de los modelos econométricos estándar, especialmente con datos climáticos ruidosos y observaciones históricas limitadas (Jurgilevich et al., 2017).

En el presente estudio, el modelo Elastic Net empleado se define como se muestra en la **Eq. 1**.

$$Gha_{it} = \beta_1 + \beta_2 Temp_{it} + \beta_3 Nhot_{it} + \beta_4 HPI_{it} + \beta_5 ADR_{it} + \varepsilon \quad (1)$$

donde *Gha* es la variable dependiente y representa la tasa de ocupación hotelera. Las variables independientes son las siguientes: *Temp*, que se refiere a la medición de la temperatura mediante el índice CAT; *Nhot*, el número de hoteles en cada ciudad; *HPI*, el índice de precios hoteleros; y *ADR*, la tarifa diaria media. Finalmente, *i* identifica la ciudad, *t* representa el año de medición y ε representa el error de estimación.

Las variables se estiman mediante mínimos cuadrados ordinarios (OLS), minimizando la suma de los residuos al cuadrado, como se muestra en la **Eq. 2**.

$$\varepsilon = Min \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(Y_{Gha} - \hat{Y}_{Gha} \right)^2 \right) \quad (2)$$

Finalmente, al añadir la regularización Elastic Net, que combina las penalizaciones Lasso y Ridge, reducimos el número de variables y abordamos el problema de multicolinealidad, como se muestra en la **Eq. 3**.

$$\varepsilon = Min \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(Y_{Gha} - \hat{Y}_{Gha} \right)^2 + \lambda \left[\frac{(1 - \alpha)}{2} \sum_{j=1}^p \hat{\beta}_j^2 + \alpha \sum_{j=1}^p \left| \hat{\beta}_j \right| \right] \right) \tag{3}$$

3.3. Temperatura media acumulada

La temperatura media acumulada (Cumulative Average Temperature, CAT) es un índice integral que acumula la temperatura media diaria durante un mes. Este índice se utiliza para la negociación estandarizada de futuros y opciones sobre índices de temperatura en el Chicago Mercantile Exchange, específicamente para ciudades europeas (CME, 2024). El índice CAT durante un mes [x] se calcula como aparece en la **Eq. 4**.

$$CAT index_x = \sum_{d=1}^n \frac{T_i^{MAX} + T_i^{Min}}{2} \tag{4}$$

donde la temperatura se mide en grados Celsius.

4. CASO DE ESTUDIO

El presente estudio examina la población de hoteles ubicados en 13 ciudades de distintas regiones climáticas de España. España es un país reconocido por su diversidad climática, geográfica y cultural. Tradicionalmente, ha sido un destino turístico de importancia internacional, con una oferta que varía considerablemente en función de las condiciones climáticas de sus distintas regiones. Cada región presenta características únicas que pueden influir en la estacionalidad de la demanda, la duración de las estancias y las preferencias de los turistas, lo que convierte este enfoque en esencial para comprender los efectos del clima sobre el sector hotelero en todo el territorio español. Las tres zonas climáticas seleccionadas para este estudio (Mediterránea, Atlántica y Continental) representan los principales

tipos climáticos que definen la diversidad climática de España y, por tanto, influyen en el comportamiento turístico y la actividad hotelera. El clima mediterráneo se caracteriza por inviernos suaves y veranos calurosos, con una marcada estacionalidad de la demanda turística, especialmente en destinos costeros. Esta zona es popular entre los turistas que buscan experiencias de sol y playa, en particular durante los meses de verano. El clima atlántico se distingue por inviernos suaves y veranos frescos, con precipitaciones más frecuentes a lo largo del año. Esto favorece una demanda turística más distribuida durante el año, con una estacionalidad menos pronunciada. Por último, el clima continental, caracterizado por inviernos fríos y veranos calurosos con importantes variaciones de temperatura, influye en un tipo de turismo más asociado a actividades culturales y de naturaleza, con una estacionalidad más marcada.

A partir de los patrones climáticos y de estacionalidad de la demanda descritos anteriormente, consideramos explícitamente la posible no estacionariedad y la dinámica estacional de los datos antes de la estimación. Dado que cada zona climática de España (Mediterránea, Atlántica, Continental) presenta patrones estacionales de demanda y variabilidad meteorológica distintos, evaluamos la estacionariedad de todas las variables climáticas mediante pruebas estándar de raíz unitaria e inspeccionamos sus estructuras de autocorrelación. Para controlar las fluctuaciones estacionales que podrían sesgar la regresión, incorporamos indicadores mensuales (o estacionales) como controles temporales, que capturan la estacionalidad específica de cada zona en la actividad turística y en las condiciones climáticas. Este enfoque elimina eficazmente los componentes estacionales deterministas, asegurando que el modelo Elastic Net opere con datos que no presentan no estacionariedad problemática y que las relaciones estimadas reflejen patrones genuinos de riesgo climático. La selección de las 13 ciudades incluidas en este estudio se basa en su relevancia en términos de actividad turística y en su representatividad dentro de las principales zonas climáticas de España. Estas ciudades fueron elegidas por su elevada concentración de hoteles y su ubicación estratégica en distintas regiones climáticas, proporcionando una perspectiva amplia y equilibrada sobre cómo el clima influye en la actividad hotelera. Las características climáticas de cada región pueden tener efectos diferenciados sobre la demanda y el comportamiento turístico. Al incluir ciudades de distintas zonas climáticas, el estudio busca lograr una mayor generalización de los

resultados, permitiendo identificar patrones y especificidades que pueden ser de interés para los gestores hoteleros. La **Tabla 1** detalla las ciudades incluidas en el caso de estudio, sus zonas climáticas correspondientes y las principales métricas del sector hotelero en cada ciudad para el periodo 2016-2023. La información se ha obtenido del Instituto Nacional de Estadística (INE, 2025), que proporciona datos mensuales sobre el sector hotelero de cada ciudad, lo que da lugar a una muestra de 93 observaciones por ciudad (1.209 observaciones en total).

Tabla 1. **Ciudades de la muestra y características de la oferta hotelera (2016-2023)**

	NÚMERO DE HOTELES	NÚMERO DE HABITACIONES	TASA DE OCUPACIÓN	TARIFA DIARIA MEDIA	INGRESOS (EUROS)	ÍNDICE DE PRECIOS
Zona Atlántica						
A Coruña	61.55	2685.26	55.88	61.07	33896168.92	26.90
Santander	48.49	2074.29	58.81	80.84	36629343.76	23.30
Bilbao	76.81	4317.94	63.69	85.40	89265716.74	22.00
Zona Continental						
Madrid	753.02	41076.24	65.09	97.03	1019699605.36	21.90
Segovia	37.90	1140.70	59.44	67.24	17142843.17	24.30
Burgos	56.63	1911.59	54.93	57.35	22511722.65	24.30
Granada	146.39	6476.07	61.62	68.19	105191720.38	23.80
Cáceres	30.90	1216.57	51.69	69.88	16241885.14	22.50
Zona Mediterránea						
Barcelona	590.73	36721.16	68.09	121.44	1237451181.97	22.10
Málaga	106.83	5483.66	69.26	96.18	140365275.64	23.80
Sevilla	204.24	10631.45	65.55	89.89	244382861.35	23.80
Cádiz	30.81	1258.57	64.34	98.33	29713539.97	23.80
Valencia	150.35	8559.15	66.80	83.37	182534787.84	24.90

Número de hoteles, número de habitaciones, tasa de ocupación, tarifa diaria media e ingresos se expresan como media del periodo 2016-2023; el índice de precios se expresa como porcentaje de variación en el periodo 2016-2023.

La **Tabla 2** muestra la evolución de las temperaturas en las ciudades incluidas en la muestra desde 1980 hasta diciembre de 2023 (AEMET, 2024). La tabla pone de manifiesto las distintas temperaturas medias que caracterizan las zonas estudiadas, con temperaturas más elevadas en la zona mediterránea y las más bajas en la zona continental (media global). Asimismo, la tabla presenta las

temperaturas más bajas (percentil 10) y las más altas (percentil 90) para cada zona. En cuanto a la evolución de las temperaturas, se ha observado un aumento notable de las temperaturas medias en las últimas décadas, lo que confirma que España se encuentra entre los países más afectados por el calentamiento global. Esta tendencia es

Tabla 2. Temperaturas de las ciudades de la muestra

	MEDIA GLOBAL	MEDIANA GLOBAL	PERCENTIL 10 GLOBAL	PERCENTIL 90 GLOBAL	MEDIA AÑOS 80	MEDIA AÑOS 90	MEDIA AÑOS 2000	MEDIA AÑOS 2010	MEDIA AÑOS 2020	DESV.TIP. AÑOS 80	DESV.TIP. AÑOS 90	DESV.TIP. AÑOS 2000	DESV.TIP. AÑOS 2010	DESV.TIP. AÑOS 2020
Zona Atlántica														
A Coruña	13.97	13.90	12.55	15.51	13.46	13.93	13.95	14.25	14.70	1.14	1.09	0.91	1.18	1.10
Santander	14.73	14.68	13.19	16.28	14.16	14.55	14.68	15.09	15.88	1.23	1.08	1.11	1.03	1.16
Bilbao	14.86	14.78	13.17	16.75	14.55	14.55	14.84	15.12	15.84	1.42	1.29	1.40	1.37	1.43
Zona Continental														
Madrid	14.74	14.68	13.01	16.66	14.16	14.57	14.61	15.24	15.76	1.73	1.36	1.22	1.19	1.30
Segovia	12.46	12.46	10.27	14.73	11.77	12.22	12.51	12.81	13.53	2.24	1.65	1.36	1.53	1.53
Burgos	10.86	10.78	9.02	12.81	10.18	10.63	11.23	11.01	11.84	1.75	1.43	1.27	1.31	1.37
Granada	15.72	15.69	13.86	17.63	15.06	15.52	15.54	16.23	17.06	1.59	1.40	1.05	1.31	1.06
Cáceres	16.49	16.42	14.69	18.31	16.09	16.34	16.40	16.69	17.34	1.96	1.40	1.14	1.25	1.25
Zona Mediterránea														
Barcelona	16.47	16.52	14.65	18.19	15.51	16.10	16.53	17.20	17.80	1.34	1.29	1.25	1.09	1.01
Málaga	18.77	18.77	17.37	18.86	18.09	18.33	18.89	19.31	19.92	1.13	0.93	0.79	0.74	0.90
Sevilla	19.32	19.31	17.56	21.07	18.51	19.22	19.68	19.60	20.00	1.60	1.32	0.98	1.20	1.10
Cádiz	18.84	18.84	17.38	20.20	18.62	18.56	18.75	19.07	19.74	1.36	1.12	0.86	1.05	0.94
Valencia	17.76	17.77	16.22	19.45	17.29	17.73	17.77	17.88	18.70	1.36	1.09	1.17	1.16	1.18

evidente en todas las zonas climáticas y prácticamente en todos los meses del año, con diferencias de hasta casi 3 grados Celsius entre la década de 1980 y la de 2020.

5. RESULTADOS

5.1. Delimitación del riesgo climático

Siguiendo el proceso metodológico propuesto, esta sección tiene como objetivo determinar si la volatilidad de la temperatura afecta a la ocupación hotelera en las ciudades de la muestra. Esto es esencial para comprender si las variaciones de temperatura constituyen un riesgo financiero para los hoteles españoles. Para ello, como paso preliminar, se realizó un análisis de variación climática calculando los índices CAT para las 13 ciudades de la muestra desde enero de 2016 hasta diciembre de 2023. Los índices CAT fueron seleccionados por su utilización en los principales mercados de derivados climáticos. Tras calcular los índices CAT, se identificaron temperaturas inusualmente bajas o altas. Esto se hizo utilizando el rango interdecílico, calculado sobre la base de los percentiles 10 y 90, según la propuesta de AEMET (2023). Los resultados se presentan en los **Anexos 1, 2 y 3**. Una vez determinados los valores CAT para las ciudades de la muestra, se realizó un análisis para evaluar si la temperatura es una variable significativa para explicar los niveles de ocupación hotelera, lo que constituiría un riesgo financiero susceptible de cobertura. Para ello, se aplicó el modelo de regresión propuesto en la **Ec. 1** utilizando valores medios del CAT para el periodo 2016-2023. Los resultados, presentados en la **Tabla 3**, indican que la variable relacionada con la temperatura solo es significativa para ciudades de las zonas Mediterránea y Atlántica, con la excepción de Burgos en la zona Continental (R^2 significativo al nivel 0,05 y prueba DW cercana al valor 2). En consecuencia, no existe un efecto significativo de las temperaturas sobre la ocupación hotelera en Madrid, Granada, Segovia, Cáceres y Sevilla. Estas ciudades presentan una estacionalidad mucho menor, ya que atraen visitantes con independencia de las condiciones meteorológicas. Las razones pueden variar, pero los resultados muestran claramente que el turismo cultural y gastronómico, típico de la zona Continental, se ve menos afectado por la temperatura que el turismo de sol y playa, más prominente en las zonas Atlántica y Mediterránea.

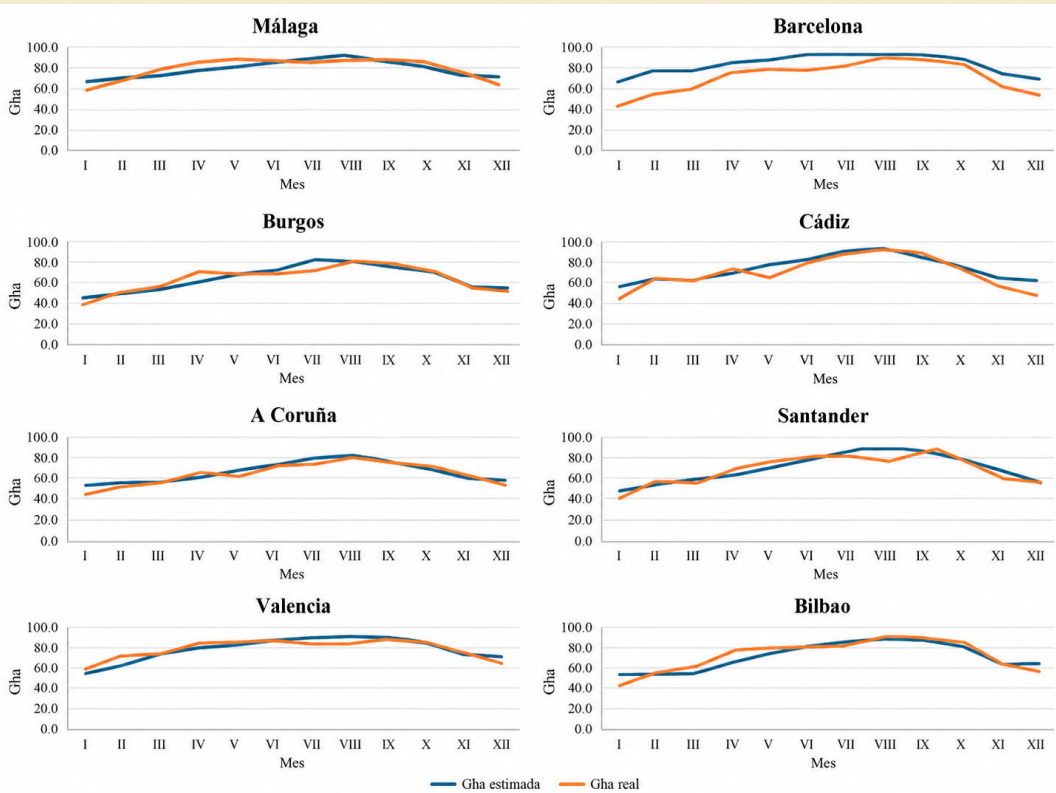
Tabla 3. Regresión Elastic Net (variable dependiente: Gha)

	LAMBDA	TEMP	NHOT	HPI	ADR	CONSTANT	R ²	ADF TEST	P-VALUE	DW
Zona Atlántica										
A Coruña	0,7953	2,0956*	-0,0665	0,0000	0,2032	21,9228	0,7443*	-5,1660	0,0000*	2,0001*
Santander	0,7531	2,7898*	0,2708	0,0000	0,0136	5,4617	0,7973*	-5,4656	0,0000*	1,9869*
Bilbao	0,1925	1,6124*	-0,5873*	-0,7767	0,3458	61,8519	0,7579*	-6,6650	0,0000*	1,7898
Zona Continental										
Madrid	0,6382	0,2619	0,0632	1,5630*	-0,0025	18,8613	0,2709	-0,8042	0,8107	2,1007*
Segovia	0,7203	0,4648	0,5052*	0,0000	0,2537	20,1173	0,3380	-8,1986	0,7916	2,2242
Burgos	0,9266	1,4705*	0,4248	0,0059	0,4735	-10,2864	0,8573*	-6,2562	0,0000*	2,0286*
Granada	0,0173	0,6313	0,2945	2,1396*	0,4098	-19,0685	0,5505	-0,9067	0,7795	1,7454
Cáceres	0,0053	0,4846	0,7255*	1,9857*	0,3988	-3,0042	0,3818	-7,6057	0,5310	2,1665
Zona Mediterránea										
Barcelona	0,0489	0,9858*	0,0808	2,3528*	0,1497	-11,6331	0,6601*	-6,9784	0,0000*	1,9173*
Málaga	0,5415	1,1683*	0,0084	0,7404	0,0683	47,0284	0,6664*	-7,4058	0,0000*	2,0688*
Sevilla	0,0309	0,3451	-0,0713	-3,2532*	0,3160	53,7910	0,4548	0,8264	0,8048	2,0833*
Cádiz	1,1900	2,3156*	0,0086	0,0702	0,1104	13,2146	0,7310*	-4,6927	0,0002*	1,8345
Valencia	1,5800	0,8984*	-0,2435	0,0000	0,5160*	50,0562	0,7497*	-6,1064	0,0000*	1,7912

*: Significativo al nivel 0,05; Alpha utilizado para la estimación: 0,5

La **Figura 2** ofrece una representación gráfica de los resultados de la regresión para aquellas ciudades en las que la temperatura muestra una relación estadísticamente significativa con la ocupación hotelera. Cada panel muestra los valores ajustados del modelo Elastic Net junto con los niveles de ocupación observados, permitiendo una evaluación visual de la capacidad del modelo para capturar la relación subyacente entre clima y demanda. Los gráficos ilustran tanto la dirección como la magnitud de los efectos estimados de la temperatura, así como su estabilidad a lo largo del tiempo. Los resultados anteriores indican que las ciudades donde el riesgo de temperatura es elevado para la actividad hotelera son A Coruña, Bilbao y Santander (en la zona Atlántica), Burgos (en la zona Continental), y Barcelona, Cádiz, Málaga y Valencia (en la zona Mediterránea). En consecuencia, este grupo de 8 ciudades ha sido seleccionado para analizar si el riesgo de temperatura puede ser cubierto por los hoteles.

Figura 2. Precisión del modelo de regresión



5.2. Cuantificación del riesgo climático

La **Tabla 4** proporciona una estimación del impacto de las temperaturas dentro del rango interdecílico sobre los ingresos hoteleros. En concreto, muestra la diferencia en el ingreso mensual medio por hotel si la temperatura cae por debajo del rango normal (percentil 10) o supera el rango normal (percentil 90). Para el conjunto de ciudades y meses concretos, especialmente octubre, la pérdida de ingresos debida a variaciones de temperatura representa una cantidad mensual significativa para cada hotel. En consecuencia, confirmamos que para los hoteles de este grupo de ciudades el uso de derivados de temperatura para mitigar este riesgo es un enfoque razonable. En este sentido, para cuantificar la exposición del sector hotelero al riesgo relacionado con el clima, calculamos una medida de exposición al riesgo basada en la diferencia de ingresos

esperados bajo escenarios de temperatura extremos pero plausibles. En concreto, comparamos los ingresos previstos bajo condiciones de alta temperatura (percentil 90) con los ingresos previstos bajo condiciones de baja temperatura (percentil 10). Esto proporciona una estimación económicamente significativa de la sensibilidad de los ingresos hoteleros ante variaciones adversas de temperatura.

Tabla 4. Exposición al riesgo hotelero (en euros)

	A CORUÑA	BILBAO	SANTANDER	BURGOS	BARCELONA	CÁDIZ	MÁLAGA	VALENCIA
Enero	3568.21	7260.14	5345.69	1900.03	5458.15	4583.83	1974.92	2387.07
Febrero	5379.59	9569.08	8082.82	3295.29	10161.75	7299.96	4555.82	5015.78
Marzo	3647.59	5465.54	3020.92	2289.77	2906.67	4783.03	2931.77	2735.98
Abril	3640.91	7456.56	3585.30	3164.20	4910.30	6011.22	4317.47	2814.31
Mayo	6340.62	11116.88	6340.44	3278.14	10519.06	5785.71	3691.05	3193.99
Junio	6746.08	8848.97	7453.22	2941.46	11379.70	11749.26	4546.04	4568.69
Julio	2940.57	7075.35	8202.13	1599.06	5296.93	15679.93	3565.43	3541.40
Agosto	4883.46	6132.11	8768.69	2571.33	4738.67	7632.47	3709.38	4179.76
Septiembre	4279.52	7680.99	5635.10	2729.65	5676.55	5099.08	2830.92	2047.33
Octubre	6936.06	16096.70	12494.38	4309.04	13599.58	9659.76	4377.08	5155.25
Noviembre	4700.74	7336.16	6178.82	2449.87	5947.89	6295.15	5168.16	4927.50
Diciembre	3743.18	6038.29	9209.08	2279.40	3747.88	5759.76	3956.20	4913.36
Total	56806.52	100076.76	84316.58	32807.22	84343.12	90339.16	45624.25	45480.41

Exposición al riesgo = Ingresos para temperatura percentil 90 - Ingresos para temperatura percentil 10; Ingresos para temperatura percentil 90 = (Habitaciones/Hoteles) × ADR × previsión GHa con percentil 90 × días del mes; Ingresos para temperatura percentil 10 = Habitaciones/Hoteles × ADR × previsión GHa con percentil 10 × días del mes

5.3. Estimación de estrategias de cobertura

La mejora de las tecnologías predictivas, la mayor concienciación sobre el cambio climático y el aumento de los fenómenos meteorológicos extremos han llevado a un número creciente de empresas de los sectores asegurador, agrícola, de la construcción y turístico a cubrir sus riesgos climáticos mediante derivados de temperatura (CME, 2024). Sin embargo, el Chicago Mercantile Exchange sigue siendo el único mercado del mundo que ofrece estos productos derivados. Los contratos disponibles incluyen futuros y opciones sobre índices de temperatura para 13 ciudades estadounidenses (Atlanta, Boston, Burbank, Chicago, Cincinnati, Houston, Nueva York, Dallas, Las

Vegas, Minneapolis, Sacramento, Filadelfia y Portland), 4 ciudades europeas (París, Londres, Essen y Ámsterdam) y 1 ciudad asiática (Tokio).

Si existiera en España un mercado de derivados de temperatura con índices basados en las ciudades españolas analizadas en este estudio, los hoteles podrían cubrir sus riesgos climáticos mediante futuros sobre temperatura. Bastaría con tomar una posición corta en futuros, que representa una posición bajista que se beneficia de una disminución del índice de temperatura CAT. En este contexto, y de acuerdo con los resultados del modelo de regresión Elastic Net propuesto, la temperatura tiene un efecto directo y significativo sobre la ocupación hotelera. Por tanto, resulta evidente que el principal riesgo para un hotel reside en temperaturas excepcionalmente bajas. Para evaluar la eficacia de la estrategia de cobertura propuesta, se ha determinado el número de futuros sobre el índice CAT que deben venderse para compensar la pérdida de ingresos hoteleros debida a variaciones adversas de temperatura. Para ello, los valores medios de los parámetros de los modelos Elastic Net, obtenidos con datos del periodo 2016-2023, se utilizaron para realizar simulaciones con datos reales de enero a mayo de 2024. En estas simulaciones se emplearon datos reales para las variables Nhot, HPI, ADR y número de habitaciones hoteleras (**Tabla 5**). Para el precio del futuro se utilizó una estimación basada en el valor medio del percentil 10 del índice CAT durante el periodo 2016-2023. Este enfoque garantiza que las estimaciones se realicen bajo el supuesto de que los compradores de los contratos de futuros vendidos por los hoteles ofrecerán su contrapartida a un precio razonablemente bajo.

Tabla 5. Datos reales de entrada para la simulación

	NHOT	HPI	ADR	NÚMERO DE HABITACIONES
A Coruña				
Enero 2024	45	0.1	67.73	2371
Febrero 2024	63	0.6	60.21	2723
Marzo 2024	64	0.8	60.46	2801
Abril 2024	67	0.8	64.22	2849
Mayo 2024	66	0.6	71.73	2833

	NHOT	HPI	ADR	NÚMERO DE HABITACIONES
Bilbao				
Enero 2024	83	-0.3	77.31	4700
Febrero 2024	86	0.9	79.96	4782
Marzo 2024	90	0.6	116.49	4924
Abril 2024	83	1.5	112.14	4876
Mayo 2024	85	1.1	137.47	5121
Santander				
Enero 2024	52	0.2	65.6	2130
Febrero 2024	55	0.6	66.17	2288
Marzo 2024	60	0.7	83.72	2380
Abril 2024	59	0.5	78.52	2362
Mayo 2024	59	0.3	99.14	2366
Burgos				
Enero 2024	61	-0.7	56.61	1966
Febrero 2024	67	1.3	57.35	2058
Marzo 2024	65	0.7	61.1	2037
Abril 2024	68	0.5	66.16	2080
Mayo 2024	68	0.8	76.12	2080
Barcelona				
Enero 2024	640	0.1	119.32	41391
Febrero 2024	638	1.1	153.07	41902
Marzo 2024	673	0.7	150.36	42986
Abril 2024	676	0.8	190.78	43073
Mayo 2024	684	1.0	198.13	43036
Cádiz				
Enero 2024	37	-0.1	85.10	1683
Febrero 2024	40	1.0	107.57	1734
Marzo 2024	41	0.8	95.31	1755
Abril 2024	41	1.3	104.58	1755
Mayo 2024	41	0.6	109.54	1755
Málaga				
Enero 2024	138	-0.1	114.83	6554
Febrero 2024	140	1.0	116.24	6576
Marzo 2024	144	0.8	131.16	6620
Abril 2024	144	1.3	136.01	6627
Mayo 2024	142	0.6	144.26	6592

	NHOT	HPI	ADR	NÚMERO DE HABITACIONES
Valencia				
Enero 2024	193	0.2	87.73	9456
Febrero 2024	194	0.6	104.85	9913
Marzo 2024	199	0.8	122.19	10136
Abril 2024	198	0.7	118.54	10149
Mayo 2024	199	0.7	129.12	10157

La **Tabla 6** presenta los resultados globales de la simulación. Incluye el indicador delta, que mide cuánto cambia la tasa de ocupación hotelera (*Gha*) por cada punto de variación del índice *CAT* (**Eq. 5**).

$$Delta = \frac{\delta(Gha)}{\delta CAT Index} \tag{5}$$

La delta es necesaria para estimar posteriormente la ratio de cobertura, calculada según la **Eq. 6**, que determina el número de contratos de futuros necesarios para lograr la cobertura.

$$Ratio\ de\ Cobertura = \frac{Delta \times ADR \times \text{Número de habitaciones} \times \text{días por mes}}{Multiplicador} \tag{6}$$

donde *Multiplicador* toma el valor de 20 euros (Similar al disponible en el Chicago Mercantile Exchange).

La **Tabla 6** también incluye el precio estimado del futuro sobre el *índice CAT* (precio estimado del futuro) y el precio real del futuro al final de cada mes (precio real del futuro). Además, presenta la tasa de ocupación hotelera estimada (*Gha estimada*) y la tasa de ocupación real basada en temperaturas reales (*Gha real*).

$$Liquidaciones\ futuros = (Precio\ futuro\ estimado - Precio\ futuro\ real) \times Ratio\ de\ cobertura \times 20\ € \tag{7}$$

Los resultados de la **Tabla 6** indican el desempeño de la estrategia de cobertura en todas las ciudades. Para cada mes, la diferencia entre los ingresos basados en la *GHa* estimada y los basados en la *GHa* real representa el impacto en ingresos de las desviaciones inesperadas de temperatura. La liquidación de los futuros sobre temperatura coincide casi perfectamente con esta diferencia en todos los casos. Para cada ciudad y mes, la columna “Diferencia”

y la columna “Liquidación de futuros” presentan la misma magnitud con signo opuesto, lo que significa que el pago del contrato de futuros compensa completamente el déficit (o superávit) de ingresos generado por los shocks de temperatura. Esta compensación uno a uno demuestra que la estrategia de cobertura proporciona una protección adecuada frente a las fluctuaciones inducidas por la temperatura en la ocupación hotelera y en los ingresos. En términos prácticos, cuando las temperaturas reales generan una ocupación inferior a la esperada (y, por tanto, menores ingresos), la liquidación de los futuros produce un pago positivo por el mismo importe; por el contrario, cuando las temperaturas reales incrementan los ingresos por encima de lo esperado, la liquidación es negativa y neutraliza la ganancia. El resultado es que el ingreso neto permanece estable, confirmando que los futuros sobre temperatura, combinados con los

Tabla 6. Evaluación de las coberturas

	DELTA	RATIO DE COBERTURA	PRECIO ESTIMADO DEL FUTURO	PRECIO REAL DEL FUTURO	GHA ESTIMADA	GHA REAL	INGRESOS ESTIMADOS	INGRESOS REALES	DIFERENCIA	LIQUIDACIÓN DE FUTUROS
A Coruña										
Enero 2024	0.07	168.00	335.00	337.90	55.34	55.53	2754769.74	2764529.32	9759.58	-9759.58
Febrero 2024	0.07	172.00	325.00	333.20	54.29	54.90	2492210.75	2520384.88	28174.13	-28174.13
Marzo 2024	0.07	177.00	390.00	344.10	56.31	53.21	2956332.33	2793434.86	-162897.47	162897.47
Abril 2024	0.07	192.00	435.00	405.00	60.90	58.80	3342722.25	3227694.02	-115028.22	115028.22
Mayo 2024	0.07	213.00	515.00	446.40	66.92	62.28	4215665.90	3923525.29	-292140.61	292140.61
Total	-	-	-	-	-	-	15761700.98	15229568.38	-532132.60	532132.60
Bilbao										
Enero 2024	0.05	293.00	350.00	359.60	58.28	58.78	6565235.29	6621481.70	56246.41	-56246.41
Febrero 2024	0.06	308.00	350.00	338.80	58.46	57.81	6258705.25	6189651.00	-69054.25	69054.25
Marzo 2024	0.05	462.00	410.00	406.10	70.15	69.94	12473005.43	12436934.16	-36071.26	36071.26
Abril 2024	0.05	441.00	450.00	423.00	74.91	73.46	12288801.38	12050745.98	-238055.40	238055.40
Mayo 2024	0.05	568.00	550.00	477.40	87.23	83.46	19037033.50	18212915.58	-824117.92	824117.92
Total	-	-	-	-	-	-	56622780.84	55511728.42	-1111052.42	1111052.42
Santander										
Enero 2024	0.09	195.00	360.00	350.30	52.84	51.96	2288683.52	2250871.50	-37812.01	37812.01
Febrero 2024	0.10	211.00	340.00	341.60	55.14	55.30	2337280.86	2344038.76	6757.90	-6757.90
Marzo 2024	0.09	278.00	410.00	390.60	59.75	58.00	3690717.28	3582876.63	-107840.66	107840.66

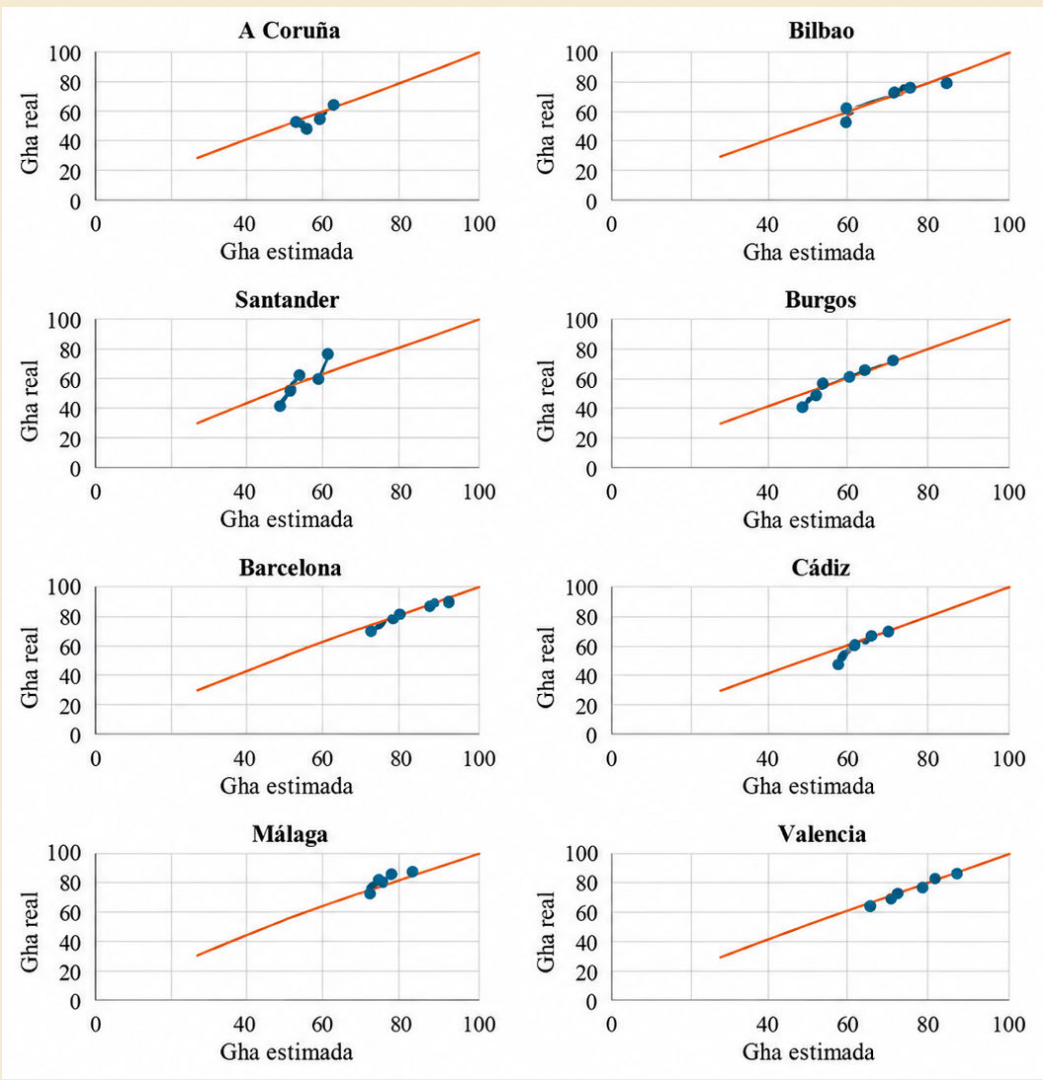
DERIVADOS CLIMÁTICOS PARA LA GESTIÓN DEL RIESGO CLIMÁTICO EN HOTELES: UN ENFOQUE PREDICTIVO A PARTIR DE HOTELES ESPAÑOLES

	DELTA	RATIO DE COBERTURA	PRECIO ESTIMADO DEL FUTURO	PRECIO REAL DEL FUTURO	GHA ESTIMADA	GHA REAL	INGRESOS ESTIMADOS	INGRESOS REALES	DIFERENCIA	LIQUIDACIÓN DE FUTUROS
Abril 2024	0.09	259.00	440.00	432.00	63.43	62.68	3529126.58	3487733.78	-41392.80	41392.80
Mayo 2024	0.09	327.00	500.00	473.06	67.79	65.37	4929326.57	4753033.25	-176293.33	176293.33
Total	-	-	-	-	-	-	16775134.80	16418553.91	-356580.90	356580.90
Burgos										
Enero 2024	0.05	82.00	160.00	173.60	50.02	50.67	1725893.82	1748152.81	22258.99	-22258.99
Febrero 2024	0.05	87.00	200.00	190.40	55.84	55.33	1845270.34	1828607.85	-16662.49	16662.49
Marzo 2024	0.05	92.00	275.00	235.60	59.30	57.44	2288132.93	2216019.14	-72113.79	72113.79
Abril 2024	0.05	101.00	330.00	285.00	66.11	63.90	2729101.89	2638034.86	-91067.03	91067.03
Mayo 2024	0.05	116.00	450.00	365.80	75.99	72.00	3729886.97	3533838.23	-196048.73	196048.73
Total	-	-	-	-	-	-	12318285.95	11964652.90	-353633.05	353633.05
Barcelona										
Enero 2024	0.03	2434.00	350.00	350.30	69.27	69.28	106056596.59	106071202.73	14606.14	-14606.14
Febrero 2024	0.04	3161.00	360.00	358.40	78.06	78.00	140185446.96	140084279.74	-101167.22	101167.22
Marzo 2024	0.03	3186.00	410.00	418.50	79.90	80.17	160094649.06	160636242.33	541593.27	-541593.27
Abril 2024	0.03	4050.00	470.00	450.00	88.83	88.18	218997946.82	217377768.02	-1620178.79	1620178.79
Mayo 2024	0.03	4203.00	600.00	564.20	94.69	93.55	250283888.55	247274625.55	-3009263.01	3009263.01
Total	-	-	-	-	-	-	875618527.98	871444118.38	-4174409.61	4174409.61
Cádiz										
Enero 2024	0.07	166.00	440.00	471.20	55.48	57.81	2463116.13	2566594.16	103478.02	-103478.02
Febrero 2024	0.08	216.00	440.00	453.60	61.48	62.60	3210864.08	3269607.48	58743.39	-58743.39
Marzo 2024	0.07	194.00	515.00	508.40	62.21	61.71	3225598.11	3200033.49	-25564.62	25564.62
Abril 2024	0.08	213.00	560.00	558.00	67.99	67.83	3743362.60	3734862.27	-8500.33	8500.33
Mayo 2024	0.07	223.00	665.00	626.20	74.98	72.08	4468562.44	4295834.96	-172727.48	172727.48
Total	-	-	-	-	-	-	17111503.37	17066932.35	-44571.01	44571.01
Málaga										
Enero 2024	0.04	440.00	450.00	437.10	72.91	72.43	17011285.88	16897860.28	-113425.60	113425.60
Febrero 2024	0.04	447.00	460.00	428.40	76.08	74.76	16282650.90	16000446.31	-282204.59	282204.59
Marzo 2024	0.04	507.00	480.00	489.80	75.88	76.25	20423464.24	20522877.67	99413.43	-99413.43
Abril 2024	0.04	527.00	530.00	543.00	79.13	79.63	21396366.00	21533261.99	136896.00	-136896.00
Mayo 2024	0.04	556.00	640.00	644.80	82.64	82.82	24360928.12	24414257.19	53329.06	-53329.06
Total	-	-	-	-	-	-	99474695.14	99368703.44	-105991.70	105991.70
Valencia										
Enero 2024	0.03	373.00	385.00	412.30	59.48	60.27	15296126.43	15499579.52	203453.09	-203453.09
Febrero 2024	0.03	467.00	390.00	392.00	69.43	69.49	20204647.42	20223321.94	18674.53	-18674.53
Marzo 2024	0.03	556.00	450.00	455.70	77.68	77.85	29825848.81	29889268.36	63419.55	-63419.55
Abril 2024	0.03	540.00	500.00	507.00	77.98	78.19	28142826.28	28218480.34	75654.07	-75654.07
Mayo 2024	0.03	589.00	625.00	635.50	86.33	86.64	35098358.09	35222065.10	123707.01	-123707.01
Total	-	-	-	-	-	-	128567807.02	129052715.27	484908.25	-484908.25

ratios de cobertura estimados, son capaces de suavizar la variabilidad de ingresos relacionada con el clima en distintas zonas climáticas y meses.

Finalmente, la **Figura 3** ilustra la eficacia de la estrategia de cobertura mediante futuros, comparando la *Gha estimada* y la *Gha real* para cada una de las ciudades seleccionadas.

Figura 3. Eficacia de la cobertura con futuros



6. DISCUSIÓN

Los resultados de este estudio aportan nueva evidencia empírica sobre la exposición financiera de los hoteles a la variabilidad de la temperatura y sobre el papel potencial de los derivados climáticos como instrumento eficaz de cobertura. Estos resultados contribuyen al creciente cuerpo de literatura que vincula las condiciones meteorológicas con el desempeño turístico, tanto desde la perspectiva de la demanda como de la oferta. Estudios previos han demostrado que las motivaciones, expectativas y características sociodemográficas de los turistas determinan su sensibilidad a las condiciones climáticas (Tang et al., 2021; Ruttty & Scott, 2016; Becken & Wilson, 2013; Denstadli et al., 2011). Al mismo tiempo, la investigación a nivel de destino ha establecido que el tiempo influye en las llegadas de turistas, la imagen del destino, los costes de mantenimiento de infraestructuras y los indicadores de desempeño hotelero, como las tasas de ocupación y el ingreso por habitación (Gössling et al., 2016; Mun & Park, 2023; Becken et al., 2015).

Nuestro análisis amplía estos hallazgos al cuantificar, por primera vez en el contexto hotelero español, la magnitud de las fluctuaciones de ingresos relacionadas con la temperatura y demostrar la viabilidad de cubrir dicho riesgo mediante futuros sobre temperatura. Aunque investigaciones anteriores han propuesto los derivados climáticos como herramienta para mitigar el riesgo meteorológico en turismo (Martínez-Salgueiro & Tarrazón-Rodon, 2021; Hernández & Ryan, 2011; Franzoni & Pelizzari, 2016; Roselló & Waqas, 2015), las aplicaciones empíricas siguen siendo escasas, a menudo limitadas al turismo de invierno o a estudios de caso en destinos concretos (por ejemplo, Bank & Wiesner, 2011; Sileo, 2012; Ballotta et al., 2019). En cambio, este estudio examina 13 ciudades, que representan el 40% de la capacidad hotelera de España. Demuestra que la cobertura basada en respuestas estimadas de la ocupación a la temperatura es práctica y económicamente significativa en diferentes regiones climáticas.

En particular, las simulaciones de cobertura demuestran que los futuros sobre temperatura compensan íntegramente las desviaciones de ingresos resultantes de realizaciones inesperadas de temperatura. Este resultado refuerza los argumentos conceptuales previos sobre la utilidad de los derivados climáticos en turismo (Franzoni & Pelizzari, 2019; Kobert et al., 2016; Rajendra, 2020) y proporciona validación

empírica en el sector hotelero, donde la cobertura rara vez se ha contrastado utilizando datos reales y previsiones de ocupación.

La eficacia de la estrategia de cobertura también contribuye al debate sobre la viabilidad económica más amplia de los mercados de derivados climáticos. Aunque la temperatura es un activo no negociable y no puede cubrirse mediante mecanismos clásicos de arbitraje, los resultados sugieren que existen contrapartes naturales con exposiciones climáticas opuestas: por ejemplo, hoteles que se benefician de condiciones más cálidas y empresas energéticas que sufren una menor demanda de calefacción durante inviernos suaves. Esto respalda trabajos previos que destacan la necesidad de identificar contrapartes adecuadas para las transacciones con derivados (Martínez-Salgueiro & Tarrazón-Rodón, 2021) y demuestra cómo las posiciones cubiertas podrían alinearse con incentivos económicos reales.

Además, la contribución metodológica de este estudio es relevante para la modelización del riesgo climático en turismo. La regresión Elastic Net demostró ser una herramienta eficaz para identificar factores climáticos de alta dimensionalidad que explican la ocupación, al tiempo que aborda la multicolinealidad y mejora la precisión predictiva. Esto coincide con investigaciones anteriores que defienden el uso de técnicas estadísticas avanzadas y de aprendizaje automático en el análisis del riesgo climático (Jurgilevich et al., 2017), y subraya su utilidad cuando se aplican al turismo, donde las influencias climáticas son complejas y no lineales.

7. CONCLUSIÓN

Este estudio ha analizado la eficacia y viabilidad de un mercado de productos derivados climáticos que podría permitir a la industria hotelera española cubrir sus riesgos relacionados con la temperatura. Para ello, se seleccionaron 13 ciudades españolas que representan el 40% de la capacidad hotelera del país. Utilizando datos hoteleros y de temperatura de las ciudades de la muestra para el periodo 2016-2023, se aplicaron técnicas de regresión Elastic Net para identificar las ciudades en las que la cobertura mediante derivados climáticos resulta especialmente eficaz. Los resultados también confirmaron que la cobertura con contratos de futuros es eficaz para suavizar las fluctuaciones de ingresos y mejorar la estabilidad financiera general de los hoteles en las ciudades seleccionadas.

Una cuestión clave de los derivados de temperatura es que son activos no arbitrables. A diferencia de los derivados financieros, la temperatura no es almacenable y, por tanto, no puede haber intermediarios financieros que ofrezcan el producto mediante réplica. Para que un futuro sobre temperatura o cualquier otro tipo de derivado sobre temperatura sea negociable, debe existir una contraparte afectada negativamente por un aumento de la temperatura y otra impactada positivamente por ese aumento. En este contexto, las empresas energéticas se ven negativamente afectadas por inviernos suaves porque sus clientes consumen menos calefacción, lo que reduce sus ingresos. Por este motivo, podrían comprar futuros sobre temperatura para compensar la pérdida de ingresos derivada de temperaturas superiores a lo normal, concepto conocido como riesgo volumétrico. Por otro lado, las contrapartes de estas empresas energéticas deberían ser negocios para los que temperaturas inferiores a lo normal generen pérdidas, requiriendo compensación mediante la venta de futuros. Los hoteles podrían ser candidatos idóneos para actuar como contraparte de las empresas energéticas, ya que se benefician de temperaturas más elevadas (salvo aquellos centrados en deportes de invierno).

Para los gestores hoteleros, los resultados empíricos proporcionan evidencia tangible de la relevancia financiera del riesgo climático, dado que la variabilidad de la temperatura puede generar una volatilidad sustancial de los ingresos. Sin embargo, estas desviaciones se compensan plenamente mediante los importes de liquidación de los futuros, lo que indica que los hoteles pueden transformar fluctuaciones meteorológicas impredecibles en resultados financieros estables. Esto abre la puerta a una cultura de gestión del riesgo más sofisticada en el sector hotelero, en la que el riesgo climático se convierte en un componente cuantificable y cubrible de la estrategia de ingresos. Los resultados también tienen implicaciones para los responsables de políticas públicas y los reguladores financieros. Dado que la temperatura es un activo no almacenable y, por tanto, no puede cubrirse mediante arbitraje tradicional, el desarrollo de mercados de derivados climáticos depende de identificar contrapartes naturales con exposiciones opuestas. Los resultados confirman que los hoteles españoles pierden ingresos durante periodos inesperadamente fríos, mientras que las empresas energéticas suelen experimentar una menor demanda durante inviernos cálidos. Esta complementariedad de exposiciones es precisamente el tipo de condición necesaria

para la creación de mercado. Las iniciativas público-privadas, los índices de temperatura estandarizados y el apoyo a la liquidez inicial podrían facilitar que estos mercados funcionen como instrumentos de adaptación climática para regiones dependientes del turismo.

A la luz de las conclusiones alcanzadas, futuros estudios podrían profundizar en el riesgo de base geográfico asociado a los derivados climáticos propuestos en esta investigación. Sería valioso investigar índices sintéticos diseñados para mitigar el riesgo de base geográfico en áreas más amplias, ya que ello podría mejorar la liquidez de los derivados climáticos y promover el desarrollo de un mercado para estos productos en España. También es importante señalar que este estudio cuantificó los riesgos hoteleros únicamente a partir de las tasas de ocupación de habitaciones, que representan solo una parte de los ingresos totales de un hotel. El departamento financiero de un hotel dispone de datos de ingresos más completos y precisos, incluyendo ingresos procedentes de servicios adicionales como restaurantes y eventos. Incorporar estos datos al modelo mejoraría significativamente la precisión de las predicciones y la eficacia de las estrategias de cobertura propuestas.

REFERENCIAS

AEMET (2023). *Valores extremos. España*. Agencia Estatal de Meteorología. Madrid.

AEMET (2024). *Resúmenes climatológicos. España*. Agencia Estatal de Meteorología. Madrid.

Benth, F. E., & Benth, S. (2007). The volatility of temperature and pricing of weather derivatives. *Quantitative Finance*, 7(5), 553-561.

Afshardoost, M., Lohmann, G., Oliveira, G. E., & Moyle, B. (2024). Planning for Weather Variability: Towards an Integrated Conceptual Framework, *Tourism Planning & Development*, <https://doi.org/10.1080/21568316.2024.2432415>.

Alaton, P., Djehiche, B., & Stillberger, D. (2002). On modelling and pricing weather derivatives. *Applied Mathematical Finance*, 9(1), 1-20.

Alexandridis, A. K., Gzyl, H., ter Horst, E., & Molina, G. (2021). Extracting pricing densities for weather derivatives using the maximum entropy method, *Journal of the Operational Research Society*, 72(11), 2412-2428.

Amelung, B., Nicholls, S., & Viner, D. (2007). Implications of global climate change for tourism flows and seasonality. *Journal of Travel Research*, 45(3), 285-296.

Ballotta, L., Fusai, G., Kyriakou, I., Papapostolou, I., & Pouliasis, P. (2019). Risk management of climate impact for tourism operators: An empirical analysis on ski resorts. *Tourism Management*, 77, 51-63.

Bank, M., & Wiesner, R. (2011). Determinants of weather derivatives usage in the Austrian winter tourism industry. *Tourism Management*, 32(1), 62-68.

Becken, S. (2013). A review of tourism and climate change as an evolving knowledge domain. *Tourism Management Perspectives*, 6, 53-62.

Becken, S., & Wilson, J. (2013). The impacts of weather on tourist travel. *Tourism Geographies*, 15(4), 620-639.

Becken, S., Zammit, C., & Hendrikx, J. (2015). Developing climate change maps for tourism: essential information or awareness raising? *Journal of Travel Research*, 54(4), 430-441.

Bibi, F., & Rahman, A. (2023). An overview of climate change impacts on agriculture and their mitigation strategies. *Agriculture*, 13(8), 1508.

Bressan, G. M., & Romagnoli, S. (2021). Climate risks and weather derivatives: A copula-based pricing model. *Journal of Financial Stability*, 54, 100877.

Canales, P., & Pardo, A. (2011). Assessing weather risk in sun and sand destinations. *Environmental Economics*, 2(1), 50-61.

Campbell, S. D., & Diebold, F. X. (2005). Weather forecasting for weather derivatives. *Journal of the American Statistical Association*, 100(469), 6-16.

CME (2024). *Weather Futures and Options. Manage Risk Associated with Fluctuating Global Temperatures*. Chicago Mercantile Exchange, Chicago, IL.

Coghlan, A., & Prideaux, B. (2009). Welcome to the Wet Tropics: the importance of weather in reef tourism resilience. *Current Issues in Tourism*, 12(2), 89-104.

Craig, C. A. (2023). Nature-based tourism and climate favourability: a case of the Great Barrier Reef, Australia. *Tourism Recreation Research*, 1-11.

Craig, C. A., & Feng, S. (2018). A temporal and spatial analysis of climate change, weather events, and tourism businesses. *Tourism Management*, 67, 351-361.

Craig, C. A., & Ma, S. (2022). Weather and recreational vehicle camping businesses. *Annals of Tourism Research Empirical Insights*, 3(2), 100063.

Dawkins, S. S., & Stern, H. (2004). Managing weather risk during major sporting events: the use of weather derivatives. In 2nd International Workshop on Climate, Tourism and Recreation, Orthodox Academy of Crete, Kolimbari, Crete, Greece (pp. 8-11).

Denstadli, J. M., Jacobsen, J. K. S., & Lohmann, M. (2011). Tourist perceptions of summer weather in Scandinavia. *Annals of Tourism Research*, 38(3), 920-940.

Fang, Y., Yin, J., & Wu, B. (2018). Climate change and tourism: a scientometric analysis using CiteSpace. *Journal of Sustainable Tourism*, 26(1), 108-126.

Franzoni, S., & Pelizzari, C. (2016). Weather risk management in tourism industry. *Emerging Issues in Management*, 1, 45-55.

Franzoni, S., & Pelizzari, C. (2019). Rainfall financial risk assessment in the hospitality industry. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 31(3), 1104-1121.

Friedman, J., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2010). Regularization paths for generalized linear models via coordinate descent. *Journal of Statistical Software*, 33, 1-22.

Gössling, S., Abegg, B., & Steiger, R. (2016). "It Was Raining All the Time!": Ex Post Tourist Weather Perceptions. *Atmosphere*, 7(1), 10.

- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning*. Springer.
- Hernandez, A. B., & Ryan, G. (2011). Coping with climate change in the tourism industry, *Tourism and Hospitality Management*, 17(1), 79-90.
- Hewer, M. J., Scott, D. J., & Gough, W. A. (2018). Differential temperature preferences and thresholds among summer campers in Ontario's southern provincial parks: a Canadian case study in tourism climatology. *Theoretical and Applied Climatology*, 133, 1163-1173.
- Hoogendoorn, G., & Fitchett, J. M. (2018). Tourism and climate change: A review of threats and adaptation strategies for Africa. *Current Issues in Tourism*, 21(7), 742-759.
- Huang, J. W., Yang, S. S., & Chang, C. C. (2018). "Modeling temperature behaviors: Application to weather derivative valuation." *Journal of Futures Markets*, 38(9), 1152-1175.
- INE (2024). *Estadística de Movimientos Turísticos en Fronteras*. Instituto Nacional de Estadística. Madrid.
- INE (2025). *Encuesta de Ocupación Hotelera*. Instituto Nacional de Estadística. Madrid.
- Jeuring, J. H. G. (2017). Weather perceptions, holiday satisfaction and perceived attractiveness of domestic vacationing in The Netherlands. *Tourism Management*, 61, 70-81.
- Jurgilevich, A., Räsänen, A., Groundstroem, F., & Juhola, S. (2017). A systematic review of dynamics in climate risk and vulnerability assessments. *Environmental Research Letters*, 12(1), 013002.
- Kobert, J., Prettenthaler, F., & Bird, N. D. (2016). Modelling climate change on tourism demand: A comparative study from Sardinia (Italy) and Cap Bon (Tunisia). *Science of the Total Environment*, 543, 1039-1053.
- Kramer, C. S. (2023). Place production, urban tourism geographies and experiences of Muße. *Tourism Geographies*, 25(4), 969-983.
- Leggio, K. B. (2007). Using weather derivatives to hedge precipitation exposure. *Managerial Finance*, 33(4), 246-252.
- Lin, X., & Kwon, W. J. (2020). Application of parametric insurance in principle-compliant and innovative ways. *Risk Management and Insurance Review*, 23(2), 121-150.
- Liu, W. Y., Huang, Y. H., & Hsieh, C. M. (2020). The Impacts of Different Climate Change Scenarios on Visits toward the National Forest Park in Taiwan. *Forests*, 11(11), 1203.
- Lohmann, M., & Kaim, E. (1999). Weather and holiday destination preferences image, attitude and experience. *The Tourist Review*, 54(2), 54-64.
- Martinez-Salgueiro, A., & Tarrazon-Rodon, M. A. (2021). Weather derivatives to mitigate meteorological risks in tourism management: An empirical application to celebrations of Comunidad Valenciana (Spain). *Tourism Economics*, 27(4), 591-613.
- Matthews, L., Scott, D., & Andrey, J. (2021). Development of a data-driven weather index for beach parks tourism. *International Journal of Biometeorology*, 65, 749-762.
- McCreary, A., Seekamp, E., Larson, L. R., Smith, J., & Davenport, M. A. (2024). Climate change and nature-based tourism: How do different types of visitors respond?. *Tourism Planning & Development*, 21(1), 1-19.
- Mun, S. G., & Park, S. (2023). Effects of abnormal weather conditions on the performance of hotel firms. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 47(7), 1299-1324.
- Mushawemhuka, W., Hoogendoorn, G., & Fitchett, J. M. (2021). Implications of misleading news reporting on tourism at the Victoria Falls, Zimbabwe. *Weather, Climate, and Society*, 13(4), 1015-1025.
- Palin, E. J., Stipanovic Oslakovic, I., Gavin, K., & Quinn, A. (2021). Implications of climate change for railway infrastructure. *WIREs Climate Change*, 12(5), e728.
- Rajendra, R. (2020). Climate change impacts on the coastal tourist resorts of Bali', IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 423, 012044.
- Rivera, J., & Clement, V. (2019). Business adaptation to climate change: American ski resorts and warmer temperatures. *Business Strategy and the Environment*, 28(7), 1285-1301.
- Roselló, J., & Waqas, A. (2015). The use of tourism demand models in the estimation of the impacts of climate change on tourism. *Revista Turismo em Análise*, 26(1), 4-20.
- Rutty, M., & Scott, D. (2016). Comparison of climate preferences for domestic and international beach holidays: A case study of Canadian travelers. *Atmosphere*, 7(2), 30.
- Sileo E (2012). Managing risk of ski resorts with snow options. *Alma Tourism*, 3(6), 50-67.
- Tang, C., & Jang, S. (2012). Hedging weather risk in nature-based tourism business. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 36(2), 143-163.
- Tang, J., Wu, H., Ramos, V., & Sriboonchitta, S. (2021). The role of weather conditions on tourists' decision-making process: a theoretical framework and an application to China's inbound visitors. *Current Issues in Tourism*, 24(24), 3450-3465.
- Wieczorek-Kosmala, M. (2020). Weather risk management in energy sector: *The Polish case*. *Energies*, 13(4), 945.

Wilkins, E. J., & de Urioste-Stone, S. (2018). Place attachment, recreational activities, and travel intent under changing climate conditions. *Journal of Sustainable Tourism*, 26(5), 798-811.

Williams, A. M., & Balá, V. (2013). Tourism, risk tolerance and competences: Travel organization and tourism hazards. *Tourism Management*, 35, 209-221.

Zou, H., & Hastie, T. (2005). Regularization and variable selection via the elastic net, *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 67(2), 301-320.

ANEXOS

Anexo I. Índices CAT de la zona Atlántica

	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	μ	P 10	P 90	RANGO	σ	μ+2 σ	μ-2 σ
A Coruña															
Enero	347.2	266.6	316.1	245.7	307.0	265.6	285.2	294.5	291.0	259.6	325.4	65.8	32.5	355.9	226.0
Febrero	298.7	294.0	220.5	287.5	346.8	326.9	277.2	238.0	286.2	232.8	332.9	100.1	41.9	369.9	202.5
Marzo	316.2	368.9	293.4	343.4	348.3	333.9	344.1	387.5	342.0	309.4	374.5	65.1	29.1	400.2	283.7
Abril	351.0	393.0	366.1	356.8	403.4	386.1	354.0	417.0	378.4	353.1	407.5	54.4	24.9	428.3	328.6
Mayo	443.3	520.8	449.5	453.9	524.0	418.0	496.0	517.7	477.9	435.7	521.8	86.1	41.5	560.9	394.9
Junio	507.0	540.0	519.8	467.7	476.9	490.8	528.0	588.0	514.8	474.1	554.4	80.3	38.7	592.2	437.4
Julio	613.8	598.3	615.6	596.9	606.7	572.0	638.6	601.4	605.4	589.4	622.5	33.1	19.0	643.5	567.4
Agosto	610.7	598.3	615.9	604.0	601.5	602.3	644.8	657.2	616.8	600.5	648.5	48.0	22.1	661.0	572.7
Septiembre	534.0	504.0	579.5	558.3	552.0	564.8	561.0	600.0	556.7	525.0	585.7	60.7	28.8	614.3	499.2
Octubre	433.5	505.3	462.2	478.7	449.9	485.6	539.4	554.9	488.7	445.0	544.1	99.1	42.4	573.5	403.9
Noviembre	333.0	330.8	356.2	350.6	388.5	316.0	399.0	408.0	360.3	326.4	401.7	75.3	34.4	429.0	291.6
Diciembre	344.1	290.5	361.7	322.2	306.2	377.1	362.7	366.5	341.4	301.5	369.7	68.2	31.6	404.5	278.2
Santander															
Enero	296.7	269.7	344.4	273.4	326.4	284.4	282.1	310.0	298.4	272.3	331.8	59.5	26.6	351.6	245.2
Febrero	314.1	319.2	223.3	296.6	366.4	365.1	302.4	266.0	306.6	253.2	365.5	112.3	47.7	402.0	211.3
Marzo	379.0	378.2	358.9	371.8	379.0	379.8	406.1	424.7	384.7	367.9	411.7	43.8	20.8	426.2	343.1
Abril	401.2	384.0	436.8	395.9	401.2	390.6	399.0	426.0	404.4	388.6	429.2	40.6	17.9	440.2	368.5
Mayo	503.6	533.2	470.1	458.8	552.4	471.7	536.3	520.8	505.9	466.7	541.1	74.4	35.3	576.5	435.2
Junio	560.8	588.0	563.3	536.9	530.9	552.7	594.0	627.0	569.2	535.1	603.9	68.8	32.1	633.3	505.1
Julio	650.7	629.3	675.6	657.9	649.5	612.0	682.0	660.3	652.2	624.1	677.5	53.4	22.9	698.0	606.3
Agosto	657.3	641.7	670.5	656.7	663.7	623.0	688.2	682.0	660.4	636.1	683.9	47.8	21.1	702.6	618.1
Septiembre	598.4	549.0	608.7	589.1	597.7	606.8	603.0	657.0	601.2	577.1	623.2	46.1	29.5	660.2	542.2
Octubre	518.6	530.1	487.8	529.8	491.0	508.6	641.7	592.1	537.5	490.0	607.0	116.9	53.2	643.8	431.2
Noviembre	380.4	372.8	398.4	379.0	437.4	349.8	429.0	441.0	398.5	365.9	438.5	72.6	33.8	466.0	330.9
Diciembre	359.6	307.6	370.6	360.5	339.0	371.2	393.7	380.6	360.4	329.6	384.5	54.9	26.7	413.7	307.0

	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	μ	P 10	P 90	RANGO	σ	$\mu+2 \sigma$	$\mu-2 \sigma$
Bilbao															
Enero	350.3	217.0	314.1	238.0	320.7	271.8	273.3	272.8	282.3	231.7	329.6	97.9	44.1	370.5	194.0
Febrero	284.2	327.7	187.7	314.9	369.3	365.3	282.4	257.6	298.6	236.6	366.5	129.9	59.8	418.2	179.1
Marzo	310.0	396.8	350.3	368.8	347.1	365.7	395.3	437.1	371.4	336.0	408.9	72.9	38.5	448.4	294.4
Abril	369.0	390.0	444.7	392.5	470.1	375.0	381.8	423.0	405.8	373.2	452.3	79.1	36.4	478.5	333.1
Mayo	502.2	573.5	462.2	442.1	561.7	461.5	550.1	511.5	508.1	455.7	565.2	109.6	50.1	608.4	407.8
Junio	552.0	621.0	570.8	562.4	531.9	557.7	607.2	636.0	579.9	546.0	625.5	79.5	36.9	653.7	506.0
Julio	635.5	657.2	685.6	677.9	651.2	608.4	701.1	657.2	659.3	627.4	690.3	62.9	29.3	717.9	600.6
Agosto	672.7	663.4	678.1	671.3	687.0	620.9	723.2	694.4	676.4	650.7	703.0	52.4	29.1	734.5	618.2
Septiembre	618.0	546.0	628.3	587.2	612.1	625.5	606.0	672.0	611.9	574.8	641.4	66.6	36.0	684.0	539.8
Octubre	492.9	548.7	490.8	542.0	471.4	502.9	641.7	616.9	538.4	485.0	624.3	139.4	62.2	662.7	414.1
Noviembre	348.0	354.9	399.6	357.1	434.1	321.5	420.0	423.0	382.3	340.1	426.3	86.3	42.0	466.2	298.4
Diciembre	341.0	292.2	355.1	357.4	320.8	378.8	384.4	372.5	350.3	312.2	380.5	68.3	31.3	412.9	287.6

μ : media 2016-2023; P: percentil; Rango: P 90 - P 10; σ : desviación típica.

Anexo 2. Índices CAT de la zona Continental

	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	μ	P 10	P 90	RANGO	σ	$\mu+2 \sigma$	$\mu-2 \sigma$
Madrid															
Enero	254.2	151.9	203.1	174.7	205.3	98.2	167.4	182.9	179.7	135.8	220.0	84.2	45.3	270.3	89.1
Febrero	234.9	232.4	157.6	211.3	284.7	260.5	243.6	184.8	226.2	176.6	267.8	91.1	40.8	307.8	144.6
Marzo	279.0	337.9	284.4	347.7	345.1	308.0	303.8	365.8	321.5	282.8	353.1	70.4	32.0	385.4	257.5
Abril	357.0	435.0	384.1	373.1	417.3	379.2	366.0	492.0	400.5	363.3	452.1	88.8	45.4	491.2	309.8
Mayo	483.6	595.2	513.2	566.9	603.1	545.7	613.8	554.9	559.6	504.3	606.3	102.0	45.2	649.9	469.2
Junio	661.9	771.0	651.8	691.4	652.3	671.0	729.0	699.0	690.9	652.2	741.6	89.5	41.7	774.4	607.5
Julio	840.1	796.7	772.5	852.4	873.5	775.5	895.9	855.6	832.8	774.6	880.2	105.6	46.0	924.8	740.8
Agosto	815.3	796.7	828.6	798.2	788.0	811.8	846.3	852.5	817.2	794.1	848.2	54.1	23.6	864.3	770.0
Septiembre	657.0	612.0	703.4	631.2	618.8	613.1	639.0	618.0	636.6	612.8	670.9	58.2	31.0	698.6	574.5
Octubre	508.4	545.6	469.3	498.7	413.3	478.7	564.2	548.7	503.4	452.5	553.4	100.9	50.0	603.3	403.5
Noviembre	267.0	283.2	307.2	306.1	309.7	245.8	345.0	342.0	300.8	260.6	342.9	82.3	34.4	369.5	232.0
Diciembre	232.5	191.7	209.1	261.9	201.3	246.8	285.2	238.2	233.3	198.4	268.9	70.5	31.8	296.9	169.8
Segovia															
Enero	204.6	108.5	132.2	115.7	174.2	102.0	161.2	120.9	139.9	106.6	183.3	76.8	36.3	212.6	67.2
Febrero	145.0	204.4	72.8	214.4	274.5	239.7	210.0	140.0	187.6	119.8	250.1	130.3	64.4	316.4	58.8

DERIVADOS CLIMÁTICOS PARA LA GESTIÓN DEL RIESGO CLIMÁTICO EN HOTELES: UN ENFOQUE PREDICTIVO A PARTIR DE HOTELES ESPAÑOLES

	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	μ	P 10	P 90	RANGO	σ	$\mu+2 \sigma$	$\mu-2 \sigma$
Marzo	176.7	300.7	178.5	296.5	265.3	259.3	241.8	310.0	253.6	178.0	303.5	125.5	52.2	358.1	149.1
Abril	267.0	387.0	321.3	284.4	339.8	310.8	276.0	402.0	323.5	273.3	391.5	118.2	50.2	423.8	223.2
Mayo	399.9	523.9	414.5	444.2	509.7	432.7	530.1	430.9	460.7	410.1	525.8	115.6	52.1	564.9	356.6
Junio	576.0	681.0	542.9	587.2	536.4	561.2	630.0	588.0	587.8	541.0	645.3	104.4	47.8	683.4	492.3
Julio	728.5	703.7	676.2	738.6	746.4	663.2	809.1	728.5	724.3	672.3	765.2	92.9	45.3	815.0	633.6
Agosto	731.6	700.6	727.0	703.5	676.6	715.3	762.6	747.1	720.5	693.4	751.8	58.4	27.5	775.5	665.6
Septiembre	588.0	534.0	632.5	541.6	544.9	531.9	540.0	567.0	560.0	533.4	601.4	68.0	34.9	629.8	490.2
Octubre	471.2	511.5	402.8	445.4	362.1	439.5	533.2	505.3	458.9	390.6	518.0	127.4	58.2	575.2	342.6
Noviembre	228.0	238.3	253.4	213.0	309.1	154.2	285.0	294.0	246.9	195.4	298.5	103.2	50.4	347.6	146.2
Diciembre	204.6	134.0	239.0	232.7	156.2	239.5	257.3	207.9	208.9	149.5	244.8	95.3	43.4	295.6	122.2
Burgos															
Enero	164.3	83.7	120.4	91.2	130.2	64.3	99.2	89.9	105.4	77.9	140.4	62.6	31.5	168.4	42.4
Febrero	130.5	176.9	58.3	149.5	224.1	197.4	140.0	98.0	146.8	86.1	205.4	119.3	53.4	253.7	40.0
Marzo	155.0	238.7	173.5	228.2	225.0	216.1	204.6	272.8	214.2	168.0	248.9	81.0	37.0	288.3	140.2
Abril	222.0	285.0	297.9	260.0	334.6	248.8	243.0	339.0	278.8	236.7	335.9	99.2	42.9	364.7	192.9
Mayo	365.8	461.9	365.9	351.7	454.8	382.0	455.7	393.7	403.9	361.6	457.6	96.0	46.1	496.0	311.8
Junio	507.0	588.0	495.3	530.3	469.0	496.7	570.0	549.0	525.7	487.4	575.4	88.0	41.0	607.6	443.8
Julio	635.5	632.4	623.2	636.2	635.6	588.3	675.8	647.9	634.4	612.7	656.3	43.5	24.4	683.1	585.6
Agosto	626.2	620.0	633.9	623.7	616.8	621.6	678.9	672.7	636.7	619.0	674.6	55.5	24.7	686.1	587.4
Septiembre	528.0	459.0	557.9	481.3	483.2	510.7	501.0	546.0	508.4	474.6	549.6	75.0	34.1	576.5	440.3
Octubre	399.9	427.8	354.1	405.7	322.6	354.7	477.4	458.8	400.1	344.7	464.4	119.7	54.0	508.1	292.2
Noviembre	180.0	193.1	220.7	201.5	255.3	154.4	240.0	273.0	214.8	172.3	260.6	88.3	40.0	294.8	134.7
Diciembre	161.2	110.5	175.0	188.4	140.2	186.8	223.2	189.8	171.9	131.3	199.8	68.5	34.5	241.0	102.8
Granada															
Enero	306.9	204.6	235.3	184.8	222.5	221.2	223.2	223.2	227.7	198.7	256.8	58.1	35.5	298.7	156.7
Febrero	269.7	294.0	212.4	240.9	328.8	300.8	296.8	246.4	273.7	232.4	309.2	76.9	38.4	350.5	197.0
Marzo	306.9	375.1	337.6	352.2	377.5	359.6	341.0	403.0	356.6	328.4	385.2	56.8	29.4	415.3	297.9
Abril	429.0	495.0	445.2	380.6	430.3	430.7	381.0	531.0	440.4	380.9	505.8	124.9	51.6	543.6	337.1
Mayo	551.8	651.0	532.3	603.3	626.4	580.6	635.5	579.7	595.1	546.0	640.2	94.2	41.5	678.1	512.0
Junio	729.0	801.0	685.9	683.5	659.2	689.6	738.0	708.0	711.8	676.2	756.9	80.7	44.2	800.2	623.4
Julio	883.5	858.7	774.8	835.1	892.0	835.6	889.7	892.8	857.8	817.0	892.2	75.2	41.4	940.5	775.1
Agosto	843.2	858.7	835.2	818.2	826.5	843.3	852.5	874.2	844.0	824.0	863.4	39.3	17.9	879.8	808.1
Septiembre	702.0	678.0	693.7	664.2	669.7	682.0	675.0	678.0	680.3	668.1	696.2	28.1	12.3	705.0	655.7
Octubre	576.6	610.7	486.8	530.4	473.7	559.8	641.7	582.8	557.8	482.9	620.0	137.1	58.2	674.2	441.5
Noviembre	321.0	359.7	309.5	295.3	393.2	280.0	378.0	369.0	338.2	290.7	382.6	91.9	42.0	422.3	254.2
Diciembre	294.5	224.7	259.0	285.7	248.3	282.9	344.1	292.6	279.0	241.2	309.4	68.2	35.9	350.7	207.2

	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	μ	P 10	P 90	RANGO	σ	μ+2 σ	μ-2 σ
Cáceres															
Enero	300.7	235.6	262.8	239.7	261.8	221.8	258.8	238.7	252.5	231.5	274.2	42.7	24.3	301.1	203.9
Febrero	269.7	307.4	229.0	274.5	347.8	316.9	304.3	238.0	286.0	235.3	326.2	90.9	40.6	367.1	204.8
Marzo	310.0	381.3	317.0	397.9	384.6	375.2	355.7	415.4	367.1	314.9	403.2	88.3	37.3	441.8	292.5
Abril	393.0	501.0	408.3	405.9	435.8	457.9	403.8	540.0	443.2	400.6	512.7	112.1	53.0	549.2	337.2
Mayo	502.2	626.2	522.8	622.0	616.7	565.8	653.5	585.9	586.9	516.6	634.4	117.8	53.2	693.3	480.4
Junio	696.0	795.0	660.2	658.9	643.8	677.6	719.5	732.0	697.9	654.4	750.9	96.5	49.8	797.4	598.3
Julio	874.2	833.9	756.5	813.6	901.6	792.3	926.9	840.1	842.4	781.6	909.2	127.6	56.6	955.7	729.1
Agosto	868.0	837.0	874.3	820.0	809.3	834.4	864.9	871.1	847.4	816.8	872.1	55.3	25.3	898.1	796.7
Septiembre	711.0	684.0	764.2	692.9	683.4	652.9	672.0	663.0	690.4	660.0	727.0	67.0	34.8	760.0	620.9
Octubre	573.5	644.8	536.2	563.9	501.7	565.7	632.4	613.8	579.0	525.9	636.1	110.3	48.8	676.5	481.5
Noviembre	339.0	375.2	359.5	361.7	406.3	310.0	393.0	390.0	366.8	330.3	397.0	66.7	31.5	429.8	303.9
Diciembre	279.0	267.9	279.1	327.7	278.4	344.4	372.0	327.4	309.5	275.3	352.7	77.4	38.4	386.3	232.7

μ: media 2016-2023; P: percentil; Rango: P 90 - P 10; σ: desviación típica.

Anexo 3. Índices CAT de la zona Mediterránea

	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	μ	P 10	P 90	RANGO	σ	μ+2 σ	μ-2 σ
Barcelona															
Enero	378.2	354.8	377.1	309.4	341.5	300.0	312.7	294.5	333.5	298.4	377.4	79.1	34.0	401.5	265.6
Febrero	345.1	362.5	230.3	311.5	391.2	354.8	340.7	268.8	325.6	257.3	371.1	113.9	53.0	431.5	219.7
Marzo	378.2	395.5	386.0	403.1	400.9	380.3	387.5	430.9	395.3	379.7	411.4	31.8	17.0	429.3	361.3
Abril	444.0	441.0	467.3	425.5	450.4	403.8	435.3	462.0	441.2	419.0	463.6	44.6	20.3	481.8	400.6
Mayo	542.5	589.5	550.7	481.5	611.7	533.4	608.5	567.3	560.6	517.8	609.5	91.6	43.4	647.5	473.8
Junio	663.0	738.0	643.2	625.7	621.3	667.2	715.9	705.0	672.4	624.4	722.5	98.2	43.1	758.7	586.2
Julio	781.2	796.7	790.2	784.4	787.8	764.2	837.0	818.4	795.0	776.1	824.0	47.9	22.8	840.6	749.4
Agosto	787.4	812.2	807.8	792.2	799.7	763.3	846.3	815.3	803.0	780.2	824.6	44.4	24.1	851.3	754.7
Septiembre	702.0	648.0	702.1	678.3	663.4	700.6	720.0	705.0	689.9	658.8	709.5	50.7	24.3	738.5	641.3
Octubre	585.9	623.1	535.0	566.8	537.3	579.7	657.2	647.9	591.6	536.6	650.7	114.1	46.9	685.4	497.8
Noviembre	429.0	419.4	430.0	406.2	461.6	396.4	486.0	450.0	434.8	403.3	468.9	65.7	29.7	494.1	375.5
Diciembre	359.6	342.9	390.1	405.0	351.2	374.8	390.6	376.2	373.8	348.7	394.9	46.2	21.4	416.5	331.1
Málaga															
Enero	446.4	384.4	399.7	399.0	389.4	384.9	409.2	406.1	402.4	384.8	420.4	35.6	20.1	442.5	362.3
Febrero	423.4	403.2	346.1	353.3	450.4	411.9	417.2	358.4	395.5	351.1	431.5	80.4	38.2	471.8	319.2

DERIVADOS CLIMÁTICOS PARA LA GESTIÓN DEL RIESGO CLIMÁTICO EN HOTELES: UN ENFOQUE PREDICTIVO A PARTIR DE HOTELES ESPAÑOLES

	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	μ	P 10	P 90	RANGO	σ	$\mu+2\sigma$	$\mu-2\sigma$
Marzo	474.3	474.3	457.0	493.0	500.9	459.8	461.9	523.9	480.6	459.0	507.8	48.8	23.5	527.6	433.7
Abril	534.0	528.0	491.2	499.6	507.2	526.1	510.0	579.0	521.9	497.1	547.5	50.4	27.4	576.7	467.1
Mayo	613.8	635.5	601.3	654.6	643.0	630.5	672.7	635.5	635.9	610.1	660.0	50.0	22.3	680.4	591.3
Junio	720.0	759.0	715.5	712.2	699.8	715.0	783.0	744.0	731.1	708.5	766.2	57.7	28.3	787.6	674.5
Julio	824.6	796.7	836.2	840.5	829.0	844.2	830.8	914.5	839.6	816.2	865.3	49.1	33.6	906.8	772.4
Agosto	849.4	818.4	842.1	840.0	872.5	852.6	855.6	895.9	853.3	833.5	879.5	46.0	23.1	899.5	807.2
Septiembre	732.0	735.0	763.9	736.7	726.4	746.8	774.0	747.0	745.2	730.3	766.9	36.6	16.4	778.1	712.4
Octubre	657.2	644.8	615.3	651.2	589.5	652.0	675.8	660.3	643.3	607.6	665.0	57.4	27.7	698.6	587.9
Noviembre	468.0	476.5	457.9	496.5	502.7	461.3	540.0	528.0	491.4	460.3	531.6	71.3	30.8	553.0	429.7
Diciembre	430.9	402.4	426.2	465.8	422.0	456.8	468.1	471.2	442.9	416.1	469.0	52.9	25.8	494.5	391.4
Sevilla															
Enero	406.1	316.2	346.5	328.9	352.7	319.9	357.2	322.4	343.7	318.8	371.9	53.1	29.7	403.1	284.4
Febrero	379.9	394.4	309.9	357.6	462.5	390.8	386.7	341.6	377.9	332.1	414.8	82.7	44.8	467.5	288.4
Marzo	415.4	481.4	420.4	493.4	496.9	459.1	437.3	496.0	462.5	418.9	496.3	77.4	34.3	531.2	393.8
Abril	504.0	582.0	489.9	484.6	530.4	547.3	475.1	630.0	530.4	481.8	596.4	114.7	53.9	638.3	422.6
Mayo	620.0	688.2	599.5	710.9	719.9	662.8	717.3	682.0	675.1	613.9	718.1	104.2	45.0	765.1	585.0
Junio	780.0	840.0	709.1	717.5	541.0	738.9	780.9	789.0	737.1	658.7	804.3	145.6	90.0	917.0	557.1
Julio	923.8	880.4	794.2	804.7	951.7	854.8	948.8	911.4	883.7	801.6	949.7	148.1	61.3	1006.4	761.1
Agosto	923.8	908.3	918.5	849.4	894.2	887.6	871.5	926.9	897.5	864.9	924.7	59.9	27.3	952.1	843.0
Septiembre	783.0	771.0	810.9	768.0	777.5	704.2	747.0	720.0	760.2	715.3	791.4	76.1	34.8	829.9	690.5
Octubre	669.6	737.8	625.0	644.6	612.8	627.9	706.8	682.0	663.3	621.3	716.1	94.8	43.8	751.0	575.6
Noviembre	441.0	461.6	440.8	443.4	511.4	400.3	495.0	471.0	458.1	428.7	499.9	71.3	34.9	527.9	388.3
Diciembre	403.0	355.2	398.2	434.6	367.6	395.1	437.1	391.2	397.8	363.9	435.4	71.5	28.6	454.8	340.7
Cádiz															
Enero	458.8	381.3	393.7	396.9	410.7	374.9	430.9	415.4	407.8	379.4	439.3	59.9	27.5	462.9	352.8
Febrero	408.9	411.6	346.8	386.6	466.7	435.7	428.4	394.8	409.9	374.7	445.0	70.3	35.8	481.6	338.3
Marzo	437.1	496.0	452.0	510.9	497.0	501.3	468.1	520.8	485.4	447.5	513.9	66.3	29.6	544.7	426.1
Abril	504.0	552.0	493.8	507.9	525.9	548.4	507.0	594.0	529.1	500.9	564.6	63.7	33.7	596.5	461.8
Mayo	604.5	657.2	587.6	645.6	658.2	635.8	675.8	647.9	639.1	599.4	663.5	64.1	29.3	697.7	580.4
Junio	693.0	750.0	637.0	641.8	649.1	673.2	702.0	747.0	686.6	640.4	747.9	107.5	44.7	776.1	597.2
Julio	802.9	775.0	716.2	711.3	819.4	761.7	843.2	793.6	777.9	714.7	826.5	111.8	46.9	871.6	684.2
Agosto	767.5	812.2	811.0	768.6	791.2	773.9	787.4	827.7	792.4	768.3	816.9	48.6	22.5	837.4	747.4
Septiembre	732.0	726.0	765.8	707.9	734.9	720.0	693.0	711.0	723.8	703.4	744.2	40.7	21.8	767.5	680.1
Octubre	666.5	619.1	639.6	612.1	612.7	677.0	703.7	703.7	654.3	612.5	703.7	91.2	38.8	731.8	576.8
Noviembre	486.0	512.1	487.1	485.6	550.0	462.6	549.0	531.0	507.9	478.7	549.3	70.6	32.7	573.3	442.6
Diciembre	468.1	408.6	458.6	471.9	454.6	473.2	517.7	480.0	466.6	440.8	491.3	50.5	30.3	527.2	405.9

	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	μ	P 10	P 90	RANGO	σ	μ+2 σ	μ-2 σ
Valencia															
Enero	384.4	282.1	358.9	317.4	321.8	311.9	305.0	331.7	326.7	298.1	366.6	68.4	32.0	390.7	262.6
Febrero	368.3	359.6	264.5	309.5	419.2	383.7	351.1	268.8	340.6	267.5	394.4	126.8	55.0	450.6	230.6
Marzo	409.2	430.9	426.6	429.3	425.0	388.3	400.8	492.9	425.4	397.1	449.5	52.5	31.3	487.9	362.8
Abril	480.0	447.0	473.1	456.3	482.9	434.1	453.1	525.0	468.9	443.1	495.5	52.4	28.2	525.4	412.5
Mayo	567.3	616.9	587.8	574.2	645.4	607.9	627.4	601.4	603.5	572.1	632.8	60.7	26.6	656.7	550.4
Junio	681.0	750.0	692.7	675.7	677.3	699.4	773.0	735.0	710.5	676.8	756.9	80.1	37.2	784.9	636.1
Julio	796.7	821.5	824.4	837.3	816.3	802.4	861.0	874.2	829.2	800.7	865.0	64.3	27.1	883.3	775.1
Agosto	790.5	806.0	843.0	828.9	836.1	821.1	882.7	871.1	834.9	801.4	874.6	73.2	30.9	896.8	773.1
Septiembre	705.0	675.0	721.6	709.4	702.1	718.6	747.0	714.0	711.6	694.0	729.2	35.3	20.3	752.2	671.0
Octubre	620.0	613.8	569.2	621.9	570.3	605.4	660.3	666.5	615.9	570.0	662.2	92.2	35.8	687.5	544.4
Noviembre	414.0	395.3	422.0	454.4	452.4	414.5	504.0	519.0	447.0	408.4	508.5	100.1	44.7	536.3	357.6
Diciembre	353.4	314.0	384.5	404.9	355.9	409.7	440.2	452.4	389.4	341.6	443.9	102.3	46.8	483.0	295.8

μ: media 2016-2023; P: percentil; Rango: P 90 - P 10; σ: desviación típica.