



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales

ELABORACIÓN DE UNA BETA DE RIESGO CLIMÁTICO

Autor: Álvaro Pérez Arqueros

Directora: María Teresa Corzo Santamaría

MADRID | Abril 2024

ÍNDICE

I.	Introducción.....	3
1.1.	Objetivo de la investigación	5
1.2.	Beta de riesgo climático	5
II.	Estado de la cuestión	7
2.1.	El cambio climático en el contexto actual.....	7
2.2.	Finanzas y cambio climático (<i>climate finance</i>)	9
2.3.	Riesgos del cambio climático para la economía.....	10
2.4.	La publicación de riesgos climáticos por las empresas	14
2.5.	Marco regulatorio actual.....	15
2.6.	Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS 13 y ODS 17).....	18
2.7.	Revisión de la literatura.....	20
III.	Metodología.....	23
IV.	Datos bajo análisis.....	27
4.1.	Obtención de los datos.....	28
4.2.	Construcción de los “factores climáticos”.....	32
4.3.	Econometría a utilizar.....	33
4.4.	Tratamiento de los datos brutos y colección de modelos	34
4.5.	Descripción estadística de los factores	35
V.	Análisis, resultados y discusión.....	41
5.1.	Interpretación de los resultados	41
5.2.	Discusión	46
VI.	Conclusiones.....	49
VII.	Declaración sobre el uso de herramientas de Inteligencia Artificial	51
VIII.	Bibliografía.....	53
IX.	Anexos.....	58
	Anexo I. Bonus: Análisis sectorial de la Inteligencia Artificial	58

Anexo II. Código en R de los modelos de regresión.....	64
--	----

I. Introducción

Uno de los campos de investigación más novedosos dentro de las finanzas es el área del cambio climático. Los investigadores han empezado hace relativamente poco tiempo a preguntarse cómo afecta este fenómeno al precio de los activos y a la toma de decisiones por parte de los inversores.

En este Trabajo de Fin de Grado aplico econometría de series temporales al modelo multifactorial de Carhart (1997), agregando mis propios factores climáticos para estimar las correspondientes betas asociadas al factor climático.

En el contexto de las estimaciones multifactoriales, una beta es la sensibilidad que tiene un factor en la explicación de la variable dependiente. En otras palabras, a través de regresiones lineales se estima un modelo estadístico para ponderar diferentes factores en la explicación de una variable dependiente.

El objetivo es contribuir al desarrollo de este campo con unos datos no utilizados aun para este fin. Se utilizarán las familias de índices climáticos de Morgan Stanley, el MSCI Climate Change Index y el MSCI Climate Action Index¹ como proxy para el cambio climático. Estos datos me permiten desarrollar una perspectiva única.

Estas familias de índices, a su vez tienen variantes en función de distintos criterios. En este sentido, además de los mencionados índices, hemos utilizado índices de “Climate Change” y de “Climate Action” de MSCI para las geografías de EE. UU., Europa y Japón. En total se trata de 8 índices distintos: 4 geografías (Global, EE. UU., Europa y Japón) por 2 criterios (“Climate Change” y “Climate Action”).

En este estudio se han elaborado distintos modelos que nos permiten, no solo determinar la sensibilidad de los mercados al cambio climático, sino también compararla por geografías y en función de los criterios de cada tipo de índice climático de MSCI.

¹ El acceso a estos datos es limitado. Se ha tenido acceso a través de la Universidad Pontificia Comillas, con uso exclusivo para investigación.

En este trabajo he creado un total de 8 factores climáticos, para usar cada uno en el modelo que sea más apropiado según la combinación de variables de cada modelo, de acuerdo con la coherencia propia de la variable dependiente. Los factores climáticos serán definidos como la diferencia en los rendimientos diarios de cada índice climático respecto de su índice geográfico de referencia.

En total, con las diferentes combinaciones, se analizan 12 modelos de regresión lineal. He empleado como variables dependientes los rendimientos diarios de los índices S&P 500, Eurostoxx y Nikkei 225. Así, a cada uno se le han añadido los factores de Fama-French², el factor de Carhart y el factor climático propuesto correspondiente por geografía.

El análisis efectuado permite extraer conclusiones, tanto de los propios modelos y sus factores en particular, como de la metodología en general aplicada a la colección de modelos. Estos factores son relevantes por capturar la diferencia entre los índices climáticos y el índice base de la economía de los países desarrollados.

Así, en el estudio se demuestra cómo en Europa comienzan a tenerse en consideración las amenazas climáticas en las decisiones de inversión, a diferencia de lo que ocurre en EE. UU. y Japón.

En el siguiente capítulo se contextualiza el objetivo de esta investigación, sintetizando el estado de la cuestión relativa al cambio climático y su relación con la economía y finanzas, con sus riesgos e implicaciones, y el marco regulatorio y las iniciativas que se están llevando a cabo por las diferentes organizaciones internacionales. Se revisa, además, la literatura anterior. Posteriormente trato en mayor profundidad la metodología y datos empleados, y analizo los resultados y las aportaciones en detalle.

Además, en los anexos se añade un análisis extra con la misma metodología, pero, en lugar de emplear un enfoque geográfico se realiza con un enfoque sectorial, para la industria de la Inteligencia Artificial (empleando el índice *Global Artificial Intelligence*

² Se emplean solo los factores de Fama-French de SMB y HML, eliminando el factor MKT, por los motivos que se exponen más adelante.

Index), de manera que se pueda estudiar cómo explican mis factores climáticos los rendimientos de esta industria.

1.1.Objetivo de la investigación

Cada vez es más importante para la estabilidad económica tener en cuenta la influencia que ejerce sobre esta el cambio climático y los demás factores ligados al medioambiente.

La economía presenta dos riesgos que son consecuencia del cambio climático, el riesgo físico y el riesgo transitorio. Por un lado, los inversores deberán de considerar la evaluación del impacto de estos riesgos en la gestión de sus carteras. Por otro lado, las empresas que no se adapten podrán padecer perjuicios en su valor de mercado y resultados.

El desarrollo de una beta como indicador de riesgo climático es de gran ayuda para la toma de decisiones de inversión, gestión de activos y regulación, tanto para los principales actores del sistema financiero, como para los responsables políticos y reguladores.

1.2.Beta de riesgo climático

Precisamos aquí qué debemos entender por una beta de riesgo climático y diferenciarla de algunas figuras similares, sin perjuicio de que más adelante se exponga una detallada revisión de la literatura y del concepto y sin ánimo de agotar en este apartado el contenido del estudio.

En general, el conjunto de riesgos multidimensionales que supone el cambio climático es difícil de captar y analizar empíricamente para medir la revalorización (Hunt y Hyat, 2021). Una beta de riesgo climático, entendida como una manera de medir la sensibilidad de los activos al cambio climático y teniendo en cuenta principalmente los riesgos físicos y de transición, permitiría cuantificar cómo afectan estos factores a las hipótesis a largo plazo en el mercado de capitales.

En principio cabría esperar que el impacto del cambio climático en la beta del mercado en general sea negativo, aunque podría haber un potencial alcista para determinados mercados, sectores, empresas y modelos de negocio (Teo y Verdegaal, 2023). Con una beta de riesgo climático negativa, movimientos positivos en la medición climática – como podría ser un aumento en la cantidad de fenómenos meteorológicos extremos causados por el cambio climático – supondrían un movimiento negativo de “beta” veces la variación de la medición climática y viceversa.

Por otro lado, es importante no confundir la beta de riesgo climático con la denominada prima de riesgo del carbono (*Carbon Risk Premium*), también objeto de numerosos estudios. Esta prima hace referencia al riesgo asumido por los inversores en empresas con alta exposición al riesgo transitorio. Como consecuencia de este riesgo adicional, los inversores se verán obligados a exigir una compensación, que se debería traducir en un precio más bajo para poder ofrecer consecuentemente un rendimiento mayor (Catalán, 2023).

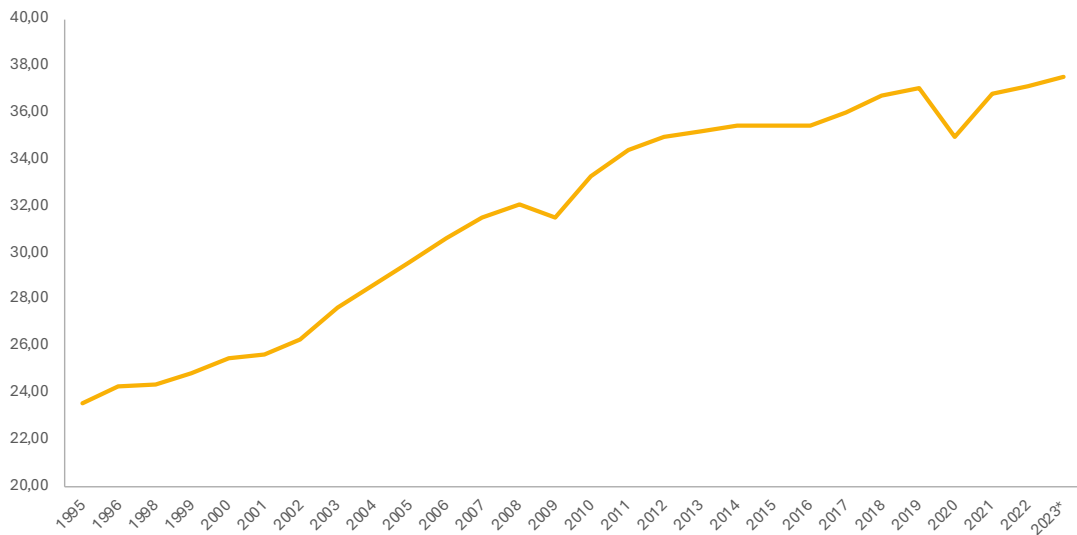
En esta línea, destaca el estudio de Matsumura et al. en 2011 y revisado en 2014, con el que concluyen que los mercados castigan a las compañías por sus emisiones de CO₂ y castigan aún más a aquellas que no publican su información en este aspecto, lo cual a su vez implica que la información sobre emisiones se esté teniendo en cuenta a la hora de invertir.

II. Estado de la cuestión

2.1.El cambio climático en el contexto actual

En la actualidad, el cambio climático es uno de los principales retos a los que se enfrenta nuestra sociedad. Las emisiones de dióxido de carbono (CO₂) vienen aumentando considerablemente a lo largo de los últimos años, principalmente como consecuencia de las actividades industriales (Gráfico 1).

Gráfico 1: Emisiones de CO₂ a nivel mundial 1995-2023 (en miles de millones de toneladas)



Fuente: Adaptado de Statista (2024).

Las distintas iniciativas de las entidades internacionales para salvaguardar la estabilidad climática, son reflejo de la conciencia social, que cada vez es más sólida respecto a la necesidad de reducir las emisiones de gases de efecto invernadero (GHG por sus siglas en inglés) y de tomarse en serio esta amenaza. Igualmente, la encuesta global anual sobre amenazas también refleja esta concienciación, ya que desde el año 2014 el cambio climático figura en primera posición en el ranking de mayores amenazas percibidas por la población mundial para los próximos 10 años (World Economic Forum, 2024).

En este sentido, numerosos estudios, como el de la Agencia Europea del Medioambiente en 2017 (EEA, por sus siglas en inglés) y del Panel Intergubernamental sobre el Cambio Climático en 2023 (IPCC, por sus siglas en inglés) ya han logrado demostrar los perjuicios que el cambio climático supone para la salud, para la agricultura, para el transporte, para los ecosistemas y para otros aspectos de nuestro bienestar, como la economía.

De acuerdo con un estudio respaldado por la Comisión Europea en el año 2023, China, Estados Unidos, India, la Unión Europea, Rusia y Brasil fueron los seis mayores emisores de GHG en el año 2022 (Crippa et al., 2023). Los mencionados países representan aproximadamente un 50% de la población mundial y un 61% de las emisiones globales. De entre los seis países, India, China y EE. UU. aumentaron sus emisiones respecto al año anterior. Por su parte, los otros tres países lograron reducirlas en el 2022.

En concreto, la Unión Europea ha logrado la reducción proporcional más significativa de emisiones de GHG. La contribución global de la UE a las emisiones globales pasó del 14,80% mundial en 1990 al 6,70% en el año 2021 (Crippa et al., 2023).

Por otra parte, de acuerdo con Sanz (2023), es importante destacar que, si bien las reducciones se pueden deber a iniciativas pioneras en sostenibilidad climática, si se miran las emisiones de GHG desde el lado del consumo, este dato pierde su impacto, ya que, por ejemplo, la Unión Europea fue uno de los máximos importadores de bienes y servicios ligados a emisiones de GHG. En otras palabras, no es de mucha utilidad reducir las emisiones propias si el sacrificio que ello supone se remedia con emisiones de otro sujeto, como puede ser China, ya que a nivel global se siguen produciendo niveles similares de GHG.

Nos encontramos en un momento decisivo para tratar de impedir las amenazas que el cambio climático supone y para tratar de remediar las consecuencias de las tendencias contaminantes que se vienen desarrollando desde el comienzo de las revoluciones industriales.

Sin embargo, esta transición también supone un riesgo en sí misma, por lo que el momento actual se puede considerar de categoría crítica. Por ello, los estados y

organizaciones internacionales están desarrollando diferentes compromisos, tratados y acuerdos con los objetivos de reducir estas amenazas de la manera menos perjudicial. Entre estas iniciativas, destaca la de cero emisiones de GHG para el año 2050, lo que requerirá impactos significativos en la economía, y en especial, en los modelos de negocio de las empresas.

2.2. Finanzas y cambio climático (*climate finance*)

El cambio climático consiste en una meteorología más volátil, causa de una tendencia alcista en las temperaturas del aire y del mar. Este calentamiento global también provoca olas de frío extremo ya que, a medida que aumenta la temperatura del Ártico, la disminución de la diferencia de temperatura debilita la corriente, permitiéndola dirigirse hacia el sur y llevando consigo el gélido aire del Ártico (Hunt y Hyat, 2021).

Los temporales son cada vez más graves como consecuencia del calentamiento global, como lo son también las pruebas de esta relación causa-efecto. En este sentido, el calentamiento de los mares y océanos crea tormentas más intensas en el norte y ciclones en el sur. Además, con el calentamiento del aire aumenta la tasa de retención de agua en la atmósfera, incrementando la frecuencia de precipitaciones graves. Se estima que, por cada grado centígrado de calentamiento, la capacidad de la atmósfera para retener vapor de agua aumenta en un 7%, alterando los ciclos de las precipitaciones, principalmente en Europa, Japón y Estados Unidos (Hunt y Hyat, 2021).

En realidad, para los próximos 20 años la trayectoria del cambio climático seguirá la tendencia que viene mostrando, es decir, no hay incertidumbre en su devenir. Lo anterior es consecuencia del hecho de que los efectos del cambio climático son causados por los gases de efecto invernadero emitidos en las décadas anteriores (Hunt y Hyat, 2021).

El impacto inminente y considerable en el valor de los activos físicos y empresas, pronunciado a lo largo del tiempo, hacen del calentamiento global y del cambio climático una preocupación clave para la economía y la industria financiera. Así, el análisis de escenarios climáticos puede incorporarse al proceso de inversión según una asignación estratégica de activos (Teo y Verdegaal, 2023).

La relación de la economía en general y la industria financiera con el cambio climático, en sentido no estricto, es lo que en inglés se denomina *climate finance*. Siendo más precisos, consiste en el estudio de la financiación local y global de la inversión pública y privada, apoyando y persiguiendo la mitigación del cambio climático y la adaptación al mismo (Hong et al., 2020).

En este sentido, los economistas financieros se plantean preguntas y utilizan herramientas para mostrar cómo pueden contribuir las finanzas al debate sobre el impacto del cambio climático (Hong et al., 2020).

Así, por ejemplo, según los cálculos de la Comisión Europea, las inversiones en energía e infraestructuras deberían aumentar hasta un 2,80% del producto interior bruto (PIB) de la Unión Europea desde el 2% actual para lograr reducir a cero las emisiones netas de gases de efecto invernadero en 2050 (Hong et al., 2020).

Se prevé que el cambio climático provoque riesgos meteorológicos cada vez más frecuentes y más extremos. En este sentido, la teledetección (principalmente a través de satélites o drones) y el aprendizaje automático (*machine learning*) pueden ayudar a las empresas y a la sociedad a gestionar estos riesgos (Hong et al., 2020).

Como consecuencia del cambio climático no solo se ven modificados los contornos de nuestro planeta y de su sistema meteorológico, sino que también se está alterando la economía mundial. Esta metamorfosis desembocará en una reasignación general de los recursos a lo largo de las próximas décadas (Hunt y Hyat, 2021).

2.3. Riesgos del cambio climático para la economía

Entre las trayectorias de emisiones de gases de efecto invernadero consistentes con mantener el calentamiento global por debajo de los dos grados centígrados y las trayectorias que resultan de las políticas climáticas actuales existe una brecha sustancial (Rogelj et al., 2018).

Esta brecha entre la práctica y los objetivos políticos, en los últimos años, ha llevado a los principales supervisores financieros, investigadores y bancos centrales a investigar los riesgos financieros derivados del cambio climático (Campiglio et al., 2018 y Nieto, 2019).

El cambio climático supone un gran riesgo para la economía y el sistema financiero (Giglio et al., 2021). Los investigadores especializados en la relación entre la economía y el cambio climático consensuan dos tipos principales de riesgos que el mencionado fenómeno supone para la economía en general: el riesgo físico y el riesgo transitorio o de transición. Además, existen otros riesgos (riesgos indirectos) que son tratados en menor medida por los investigadores, pero no por ello son menos importantes.

A continuación, se exponen de manera más desarrollada los distintos riesgos identificados por la doctrina y a los que se enfrenta la economía en cuanto al cambio climático se refiere.

a) Riesgo físico:

Cuando se habla del riesgo físico, se refiere a las diferentes formas en las que los patrones meteorológicos amplificadas y alterados por el cambio climático son capaces de afectar a los distintos activos y operaciones de las empresas (Condon et al., 2021).

En este sentido, según el Fondo Monetario Internacional (FMI), un aumento anual de 1° C de la temperatura media tiene un resultado sobre el crecimiento anual del PIB per cápita desigual entre los países. Por lo general, el efecto promedio es menor para las economías avanzadas, que suelen tener condiciones meteorológicas promedio más frías. En este mismo sentido, los países próximos al ecuador suelen ser los que tienen unas temperaturas medias más elevadas, lo que hace más probable que se padezcan descensos más significativos en la productividad y en el ritmo de crecimiento económico, como consecuencia del cambio climático (Hunt y Hyat, 2021).

De acuerdo con el IPCC, el riesgo físico puede dividirse en riesgo agudo (el que va ligado a los fenómenos naturales extremos) y riesgo crónico (las consecuencias a largo plazo de la climatología cambiante).

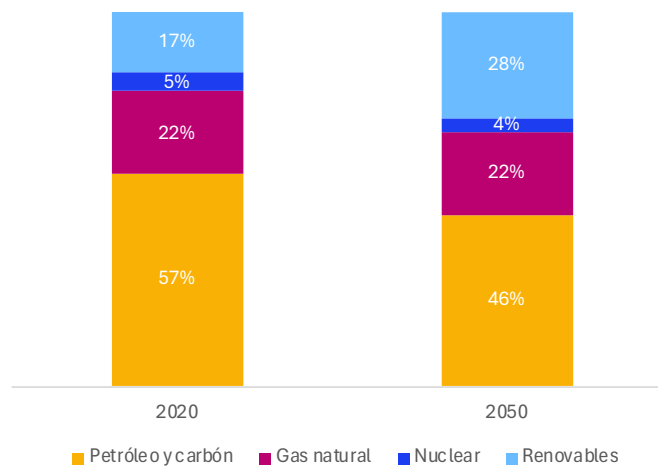
b) Riesgo de transición:

El cambio a una economía menos contaminante implica un impacto considerable para todas las compañías, incluidas las que no emplean combustibles fósiles por sí mismas, ya que, con casi total seguridad, se puede afirmar que les impactará por medio de la cadena de producción a través de sus proveedores.

El riesgo de transición se refiere a aquel que va ligado a una evolución hacia un sistema económico que tenga en consideración las distintas externalidades que suponen los gases de efecto invernadero.

En el año 2020, los combustibles fósiles representaban casi el 80% del consumo mundial de la energía. A pesar de que se espera que el consumo de energías renovables se duplique durante los próximos 20 años, se estima que los combustibles fósiles sigan representando cerca de un 70% del consumo mundial de energía en 2050 (Gráfico 2) (Hunt y Hyat, 2021).

Gráfico 2: Porcentaje del consumo mundial de energía por fuente, 2020-2050



Fuente: Adaptado de “Annual Energy Outlook 2020”, US Energy Information Administration (2020), citado en Hunt y Hyat (2021).

La evolución de la tecnología también crea riesgos de transición. La innovación afecta a la competitividad, a los costes de producción y distribución y a los flujos de ingresos de las empresas a medida que cambia la demanda de sus productos y servicios (Condon et al., 2021).

En este contexto, como dice Catalán (2023), una respuesta escasa al cambio climático por parte de las empresas puede ser percibida como una falta de compromiso con la sostenibilidad e impactar de forma negativa en la reputación de la misma a largo plazo. Las compañías que no logren adaptarse se enfrentan a mayores riesgos de transición ya que se vuelven menos competitivas en un entorno de mercados cambiantes.

En definitiva, el riesgo de transición es el que deriva de los cambios en las políticas públicas, en la tecnología o el mercado provocados por el cambio climático. En otras palabras, las posibles pérdidas económicas por un cambio de sistema de abastecimiento energético o de políticas públicas, hacia sistemas más respetuosos con el medioambiente y más consciente del calentamiento global.

c) Riesgos indirectos:

Entre los posibles efectos indirectos más graves podemos encontrar aquellos ligados a la inmigración como consecuencia de desastres naturales causados por el cambio climático, o posibles disturbios civiles o agitación política. Lo anterior se debe a que la escasez de recursos naturales – causa del cambio climático – puede provocar disturbios civiles, violencia y conflictos (Hunt y Hyat, 2021).

Por otra parte, las empresas se enfrentarán a un nuevo riesgo, los litigios por demandas relacionadas con el cambio climático. Me refiero a las empresas que no mitiguen sus impactos climáticos, no se adapten al cambio climático o no revelen suficientemente sus riesgos financieros materiales (Condon et al., 2021).

Los inversores deberán evaluar en todo momento la evolución de los factores del cambio climático en el largo plazo y su impacto en las carteras. Igualmente, es crucial incorporar nuevas formas en que podría evolucionar el entorno de inversión a largo plazo y actualizar las metodologías de modelización (Teo y Verdegaal, 2023).

2.4.La publicación de riesgos climáticos por las empresas

La transición climática supondrá un reto para todas las industrias y sectores económicos. Sin embargo, la publicación de información sobre riesgos climáticos por parte de las empresas suele ser bastante pobre.

En numerosas ocasiones la información relevante es ocultada o de mala calidad, lo que supone que los inversores pierden la posibilidad de asignar el capital de forma eficaz, así como que los reguladores no puedan ejercer una supervisión efectiva y que las mismas empresas no puedan gestionar de forma eficaz las amenazas climáticas en relación con su salud financiera. Consecuentemente, nuestro sistema financiero tampoco está preparado para hacer frente a los importantes riesgos que plantea el cambio climático (Condon et al., 2021).

Algunos autores opinan que podríamos encontrarnos ante una especie de “burbuja climática” cuyo estallido reventaría la economía y posiblemente provocaría una crisis financiera similar a la de 2008. Así, sugieren que los reguladores de los mercados de valores deberían exigir a las empresas cotizadas cierta información sobre sus riesgos climáticos intrínsecos de forma comparable, específica y útil para la toma de decisiones, tanto suya, como de los inversores, lo cual ayudaría a que los precios de los activos reflejen adecuadamente dicha información (Condon et al., 2021).

Así, por ejemplo, actualmente, la SEC exige a las empresas que informen periódicamente de los riesgos financieros en ciertas categorías. Sin embargo, a pesar de ello y de la creciente popularidad de los marcos y normas voluntarias relativos a la divulgación de riesgos climáticos, la mayoría de las empresas comparten esta información de forma incompleta y, en ocasiones, no permite a los inversores hacer comparaciones significativas entre distintas compañías.

Con información comparable, específica y útil se permitiría a los inversores tomar decisiones informadas y a los reguladores desempeñar sus funciones con eficacia. (Condon et al., 2021).

Es importante matizar que, como toda publicación de riesgos, la divulgación de riesgos climáticos es esencial para la formación de precios y el funcionamiento del mercado. De esta manera, las inversiones son más inteligentes. Una mayor transparencia da lugar a estrategias informadas de gestión del riesgo capaces de equilibrar las carteras de los inversores y protegiendo de una posible “burbuja climática” (Condon et al., 2021).

2.5.Marco regulatorio actual

La primera conferencia internacional sobre el cambio climático tuvo lugar en Ginebra en el año 1979. Desde entonces, la ONU ha desempeñado un papel crucial promoviendo numerosas iniciativas dirigidas a combatir el cambio climático. En el año 1992 tuvo lugar la primera conferencia sobre el clima organizada por las Naciones Unidas y, en 1997 se firmó el Protocolo de Kioto, fijando objetivos de reducción de emisiones de GHG por parte de los países desarrollados para el año 2012 (Catalán, 2023).

El año 2015 supone un punto de inflexión en la lucha contra la amenaza climática ya que las Naciones Unidas impulsaron los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) y se firmó el histórico Acuerdo de París, que refuerza el compromiso de reacción de los distintos países para con el cambio climático. Entre los ambiciosos objetivos se incluye el de limitar la temperatura media global por debajo de los 2° C y con la aspiración de limitar su aumento a 1,5° C, lo cual reduciría significativamente los riesgos asociados al cambio climático. Estos compromisos se renovaron y fortalecieron en 2021, con la COP26 celebrada en Glasgow. En este último pacto, se remarcó la necesidad de intensificar las acciones y cooperación internacional para afrontar de forma efectiva el cambio climático.

La UE es pionera en el reconocimiento de la urgencia de luchar contra el cambio climático a través de sus numerosas políticas. En el año 2008 ya se adoptaron los primeros objetivos de reducción de emisiones de GHG y promoción del uso de energías renovables para 2020. Cuatro años después, en 2012, el Parlamento Europeo fijó el camino a seguir para lograr una reducción de entre el 80% y el 95% de las emisiones para el año 2050. En el año 2014 el Consejo de Europa alcanzó un acuerdo con objetivos más ambiciosos para el periodo entre 2020 y 2030 (Sanz, 2023).

Estos eventos supusieron hitos para la lucha contra el cambio climático, ya que se iniciaba el enfoque de forma conjunta por los distintos países, en contraste con la lucha individual que se venía realizando. Es decir, a pesar de que los compromisos sí que fueran colectivos, en la práctica cada nación seguía su camino, hasta los acuerdos de 2012 y 2014, cuando la UE empezó a fijar las pautas a seguir de forma coordinada.

En 2019, la Comisión Europea asumió el Pacto Verde Europeo, que consiste en un “*paquete de iniciativas políticas cuyo objetivo es situar a la UE en el camino hacia una transición ecológica, con el objetivo último de alcanzar la neutralidad climática de aquí a 2050*”. Constituye la base para la transformación de la UE en una economía moderna y competitiva. Incluye iniciativas que abarcan el clima, el medio ambiente, la energía, el transporte, la industria, la agricultura y las finanzas sostenibles (Consilium, 2020). Así, en virtud de este acuerdo, los Estados de la UE se han comprometido a lograr la neutralidad climática de aquí a 2050, cumpliendo los compromisos asumidos en el marco del Acuerdo internacional de París.

En julio de 2021, en una nota de prensa de la Comisión Europea se anunciaba una hoja de ruta revisada, con el compromiso de reducir las emisiones de GHG en un 55% para 2030 sobre los niveles de 1990. Con ello, se busca convertirse en el primer continente con cero emisiones netas (Comisión Europea, 2021).

El pacto Verde de la UE incluye diferentes iniciativas, como el *Objetivo 55*³, un conjunto de propuestas encaminadas a revisar y actualizar la legislación de la UE y poner en marcha nuevas iniciativas con el fin de garantizar que las políticas de la UE se ajusten a los objetivos climáticos acordados por el Consejo y el Parlamento Europeo. Su objetivo es proporcionar un marco coherente y equilibrado para alcanzar los objetivos climáticos de la UE (Consilium, 2023).

Entre los objetivos para contribuir a la reducción del 55% de las emisiones se incluye el de alcanzar una participación del 40% de fuentes de energía renovables para 2030 y lograr reducciones en el consumo de energía primaria y final. Estos objetivos se promoverán a

³ La expresión «Objetivo 55» remite al objetivo de reducción de las emisiones en al menos el 55 % que la UE se ha fijado para 2030. El paquete de medidas propuesto tiene por objeto adaptar la legislación de la UE al objetivo de 2030.

través de un precio más alto del carbono según las revisiones del Sistema de Comercio de Derechos de Emisión de la UE y la Directiva sobre Impuestos Energéticos. Se prevé que, a su vez, esto promueva la expansión de fuentes de energía renovables y mejoras en la eficiencia energética (Catalán, 2023).

El otro actor que destaca por su papel en la lucha es Estados Unidos, a pesar de que su papel como líder del movimiento se ha puesto en duda durante los últimos años, con la salida del Acuerdo de París en 2017 con Donald Trump y su posterior reinserción en 2021 con el presidente Joe Biden. En este país, la política medioambiental es compartida por el Gobierno Federal y por los estados. Estos últimos son los que normalmente desarrollan las políticas dictadas por el primero, lo que provoca que haya diferencias significativas entre los distintos estados (Sanz, 2023).

En 2012, con el *Clean Energy Standard Act*, se intentó implementar un estándar comercializable de energía con el objetivo de reducir las emisiones de GHG en el sector energético, aunque la iniciativa no tuvo éxito.

Más tarde, en 2015, EE. UU. Se unió al Acuerdo de París, aceptando el compromiso de reducir las emisiones de GHG, mostrando un compromiso global con la causa climática. En ese mismo año el Congreso extendió los créditos fiscales para fomentar la competitividad de las energías renovables en el mercado.

En 2018 se llegó al acuerdo presupuestario de dos años, incluyendo incentivos financieros para las inversiones en tecnologías de bajo carbono. En el año 2020 se dio la política energética más importante desde 2007, con un paquete de ayudas para la investigación desarrollo y adopción de energía limpia.

En 2022 se lanzó la Orden Ejecutiva que estableció el objetivo de cero emisiones de GHG para 2050 y en 2022 se promulgó la Ley de Reducción de la Inflación, con el objetivo de fomentar la producción de energía y una economía de energía limpia. También en 2022 la SEC lanzó una consulta sobre las reglas propuestas para la divulgación climática de las empresas cotizadas en EE. UU., que se ha empezado a aplicar en 2024 para los informes anuales del año 2023 de dichas empresas.

Por último, otro concepto que ha rondado este panorama es el denominado Coste Social del Dióxido de Carbono (*Social Cost of Carbon*), que mide el valor monetizado de los perjuicios sociales causados por el incremento de una tonelada de CO₂. Se trata de una medida clave en la política climática y uno de los principales métodos de canalización de las inversiones hacia alternativas sostenibles, aunque muchos países rechazan su uso (Catalán, 2023).

Según el FMI, es posible que una combinación de políticas sea más acertada para ser eficiente a la hora de alcanzar los objetivos propuestos en el Acuerdo de París de 2015 (FMI Fiscal Monitor, 2023).

2.6. Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS 13 y ODS 17)

La página web oficial de las Naciones Unidas, en su sección de “Objetivos”⁴ recoge los ODS y los define de la siguiente manera:

“Los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) constituyen un llamamiento universal a la acción para poner fin a la pobreza, proteger el planeta y mejorar las vidas y las perspectivas de las personas en todo el mundo. En 2015, todos los Estados Miembros de las Naciones Unidas aprobaron 17 Objetivos como parte de la Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible, en la cual se establece un plan para alcanzar los Objetivos en 15 años.

Actualmente, se está progresando en muchos lugares, pero, en general, las medidas encaminadas a lograr los Objetivos todavía no avanzan a la velocidad ni en la escala necesarias. El año 2020 debe marcar el inicio de una década de acción ambiciosa a fin de alcanzar los Objetivos para 2030”.

⁴ Enlace a la web: <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/objetivos-de-desarrollo-sostenible/>

Gráfico 3: Objetivos de Desarrollo Sostenible de la ONU



Fuente: Naciones Unidas (2023).

En relación con el cambio climático, hay dos ODS de interés:

- ODS 13 Acción por el clima:

“13.1 Fortalecer la resiliencia y la capacidad de adaptación a los riesgos relacionados con el clima y los desastres naturales en todos los países

13.2 Incorporar medidas relativas al cambio climático en las políticas, estrategias y planes nacionales

13.3 Mejorar la educación, la sensibilización y la capacidad humana e institucional respecto de la mitigación del cambio climático, la adaptación a él, la reducción de sus efectos y la alerta temprana

13.a Cumplir el compromiso de los países desarrollados que son partes en la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático de lograr para el año 2020 el objetivo de movilizar conjuntamente 100.000 millones de dólares anuales procedentes de todas las fuentes a fin de atender las necesidades de los países en desarrollo respecto de la adopción de medidas concretas de mitigación y la transparencia de su aplicación, y poner en pleno funcionamiento el Fondo Verde para el Clima capitalizándolo lo antes posible

13.b Promover mecanismos para aumentar la capacidad para la planificación y gestión eficaces en relación con el cambio climático en los países menos adelantados y los pequeños Estados insulares en desarrollo, haciendo particular hincapié en las mujeres, los jóvenes y las comunidades locales y marginadas

* Reconociendo que la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático es el principal foro intergubernamental internacional para negociar la respuesta mundial al cambio climático”.

- ODS 17.3: “Movilizar recursos financieros adicionales de múltiples fuentes para los países en desarrollo”.

Se trata de llamamientos a utilizar como guía, tanto para los entes privados como públicos, es decir, empresas, países o incluso personas individuales. En este sentido, se trata de las principales pautas a seguir en desarrollo hacia un sistema que tenga en cuenta la metamorfosis de nuestra climatología y que se pretenden seguir en el desarrollo de esta investigación.

2.7.Revisión de la literatura

Habiendo explicado el estado actual del problema, con las amenazas climáticas en ascenso, los riesgos financieros a los que nos enfrentamos, las distintas iniciativas internacionales para mitigar el daño y los objetivos del estudio, es necesario analizar las aportaciones de otros investigadores. Así, en esta sección se analizan investigaciones previas con resultados importantes en el mismo área de investigación que se aborda en este trabajo.

A pesar de que el concepto *climate finance* y las implicaciones del cambio climático en la economía y en los mercados financieros sean temas de investigación novedosos, ya existen estudios de investigadores que indagan sobre la mejor forma de afrontar este estudio o sobre las distintas áreas posibles de investigación.

Según Venturini (2022), las implicaciones financieras del cambio climático se estudian según el tipo de riesgo y según la clase de activo.

De acuerdo con Catalán (2023), el riesgo de transición se puede ver como un resultado de la mezcla del riesgo político, tecnológico y de los cambios en las preferencias de los inversores.

Existen dos tipos de política mayoritariamente planteados en este panorama. Se trata, en primer lugar, de un precio adicional al carbono y, en segundo lugar, de mecanismos alternativos (por ejemplo, regulación medioambiental, ayudas a empresas sostenibles o compromisos voluntarios por parte de las empresas). Estas políticas suponen tanto riesgos como oportunidades para las compañías (Catalán, 2023).

Por su parte, los cambios en las preferencias, se refieren 1) a cambios inesperados por parte de los consumidores hacia productos o servicios sostenibles, o 2) a cambios en las preferencias de los inversores hacia empresas más contaminantes en base a una posible prima de riesgo de carbono o hacia empresas más sostenibles por parte de los inversores que cobren más conciencia del asunto (Pástor et al., 2020).

Bolton et al. (2022) lograron demostrar la existencia de una prima de riesgo de dióxido de carbono, que se trata de un precio más barato en los activos intensivos en carbono, lo cual aumenta el rendimiento posterior de las inversiones.

Por otro lado, en el estudio de Pastor et al. (2022) y en el de Ardia et al. (2022) se muestra como las compañías sostenibles ofrecen mayores rendimientos que las no sostenibles, lo cual justifican con una preocupación creciente sobre el cambio climático.

Otro foco de discusión ha sido la metodología más adecuada a emplear para estudiar esta relación. Dependiendo del enfoque matemático y de los datos empleados, las investigaciones pueden conducir a resultados muy distintos.

Para medir la sostenibilidad de las compañías se han usado numerosas métricas climáticas, como las emisiones de GHG (que a su vez pueden medirse en términos relativos o absolutos), emisiones de Alcance 1, Alcance 2 o Alcance 3 o el factor *Environmental* en las calificaciones ESG. No obstante, esta última métrica no es muy aceptada por la confusión que generan las discrepancias de calificación de las distintas agencias (Berg, 2022).

La metodología de Fama-French y de Carhart tiene un fuerte encaje con los estudios relativos a la influencia del cambio climático en los precios de las compañías, ya que muchas de las empresas sostenibles son las de los sectores tecnológico, salud y financiero,

los cuales son normalmente compuestos por empresas de gran capitalización y otras de las características especialmente consideradas en los factores del modelo. Además, el hecho de emplear ambas versiones nos da la posibilidad de establecer conclusiones comparadas, así como tener una referencia simplificada.

Existen otras metodologías, como la propuesta por Giglio et al. (2021), en la que se intenta capturar cómo el cambio climático y los riesgos asociados afectan a los mercados. Giglio et al. utilizan tres ecuaciones, que 1) describen el consumo agregado, 2) mide los efectos del cambio climático en las expectativas de consumo y 3) mide la posibilidad de futuros eventos climáticos adversos en función de las tendencias del pasado.

Por otro lado, Reinders et al. (2023) utilizan el método de Merton (1980) para evaluar el impacto de las políticas climáticas en el valor de los activos del sector financiero y, en consecuencia, en la estabilidad financiera. Así, primero valoran cómo afectan los impuestos al carbono a través de un modelo de flujos de caja descontados y dividen el impacto del impuesto sobre acreedores y accionistas de la compañía (diferencia entre considerar o no el impuesto).

III. Metodología

Como se ha expuesto anteriormente, a lo largo de los últimos años se han dado numerosos estudios acerca de cómo las diferentes noticias y eventos son capaces de influir en el rendimiento de las inversiones. Estos estudios ayudan a comprender la reacción de los inversores ante estos acontecimientos, provocando rendimientos anormales, ya sean positivos o negativos.

La práctica más común en estos estudios es, básicamente, la de predecir un rendimiento esperado en base a una media ponderada por unos pesos denominados “betas”, que son asociados a unos factores que explican el rendimiento y tienen en cuenta el riesgo sistemático (Martínez-Blasco et al., 2023). Se trata, en definitiva, de una regresión lineal multifactorial.

Entre estos modelos destaca el uso de los modelos de Fama y French de tres (1993) y cinco (2005) factores y el modelo de cuatro factores de Carhart (1997). Los tres modelos tienen cada uno el número de factores que se menciona en su nombre, aunque tanto el modelo de Fama-French de cinco factores, como el de Carhart, se limitan a añadir sus propios factores sobre el modelo de tres factores de Fama-French de 1993, para complementar su poder explicativo.

El razonamiento que subyace a estos modelos es que el rendimiento de los activos se puede explicar en base a unos factores conocidos, cuya sensibilidad sobre el rendimiento se mide con las correspondientes betas. Estamos hablando, por lo tanto, de un promedio ponderado en el que la ponderación es la beta, que se estima con un modelo matemático, la regresión lineal.

A continuación, se expone de manera sintética cada modelo, explicando el significado de sus factores y la ecuación del modelo:

a) Modelo de tres factores de Fama-French (1993):

$$R_t - RF = \alpha + \beta_1(MKT) + \beta_2(SMB) + \beta_3(HML)$$

- **Constante (α):** se trata del valor esperado si todos los demás factores son nulos.
- **“Market factor” (MKT):** se trata del factor del mercado, que normalmente es el más explicativo. Se trata del mismo factor desarrollado en el *Capital Asset Pricing Model* (CAPM), cuya fórmula de cálculo es “ $R_t - RF$ ”, donde “ R_t ” es el rendimiento esperado y “ RF ” es la tasa libre de riesgo, que consiste en el retorno esperado para los activos sin riesgo, que suelen ser las Letras del Tesoro de EE. UU. o de Alemania.
- **“Small minus big factor” (SMB):** también denominado *size factor*, ya que hace referencia al tamaño de las empresas y se calcula en base a la diferencia entre las empresas de gran capitalización respecto a las de pequeña capitalización.
- **“High minus low factor” (HML):** mide la diferencia de rentabilidad entre las acciones de empresas de estrategia *value* y las de estrategia *grow*. Se entiende que las empresas *value* son más arriesgadas, por lo que ofrecen mayor rentabilidad en el largo plazo.

b) Modelo de cuatro factores de Carhart (1997):

$$R_t - RF = \alpha + \beta_1(MKT) + \beta_2(SMB) + \beta_3(HML) + \beta_4(WML)$$

- El modelo de Carhart añade un nuevo factor al de Fama-French de tres factores, el **“Momentum factor” (WML)**. Este factor recoge la tendencia de las empresas con buen rendimiento durante los doce meses anteriores y presume que seguirán teniendo un buen rendimiento en el corto plazo.

c) Modelo de cinco factores de Fama-French (2005):

$$R_t - RF = \alpha + \beta_1(MKT) + \beta_2(SMB) + \beta_3(HML) + \beta_4(RMW) + \beta_5(CMA)$$

- **“Robust minus weak factor” (RMW):** diferencia entre los rendimientos de empresas con alta rentabilidad operativa y empresas con baja rentabilidad operativa.
- **“Conservative minus aggressive factor” (CMA):** diferencia entre empresas con inversiones conservadoras y empresas con inversiones agresivas.

En estos modelos se estima la sensibilidad de distintos factores a la hora de explicar el rendimiento de activos. En mi estudio, como se ha explicado, el objetivo es contribuir al desarrollo de una beta de riesgo climático. Equiparando esta beta o sensibilidad con las restantes de estos modelos, debemos crear un factor climático al que se asocie dicha sensibilidad que pretendemos estimar.

Siguiendo esta línea de investigación, para estimar una beta de riesgo climático, es necesario calcular con carácter previo un factor al que se asocie la misma, lo denomino “factor climático”.

La elaboración del factor de climático se expone detalladamente más adelante, en el capítulo relativo a los datos y su manejo, pero, en líneas generales, se ha elaborado a través de la diferencia en los rendimientos diarios de índices de características sostenibles respecto a un índice de mercado, tal y como se apuntó en la introducción del estudio.

Conviene precisar que, como en la actualidad vivimos en un entorno en el que hay demasiada información disponible, lo cual puede hacer que los modelos sean tan complejos que no expliquen nada (aunque también sea muy beneficioso para numerosas investigaciones). Por lo tanto, es muy importante tratar de evitar el conocido *overfitting*, que se da cuando un modelo estadístico es tan ajustado y detallado que pierde su capacidad para generalizar y predecir.

Así, es necesario cuidar la selección de los datos con una base teórica sólida y con evidencia que muestre su capacidad predictiva. El objetivo es limitar el número de variables predictoras a aquellas que realmente sean necesarias para el modelo y no todas aquellas disponibles.

En este sentido, para este estudio empleo el modelo de Carhart, al que añado mis factores climáticos, según los diferentes modelos a estimar, y además, se elimina el factor de mercado (MKT). Como el modelo factorial tiene como objetivo explicar el riesgo y rendimiento de las variables dependientes, y en este trabajo las variables dependientes son los índices de mercado, ha sido necesario prescindir del factor MKT en la especificación que estimamos.

Respecto a la elección del modelo de Carhart, en primer lugar, es necesario comentar que el modelo de Fama-French de cinco factores es más sofisticado que el de Carhart y este que el de tres factores de los mencionados autores. En este sentido, se ha elegido el de Carhart por considerar que tiene un nivel de sofisticación intermedio, acorde con el objetivo del trabajo. Por otro lado, es preciso apuntar que cuantos más factores se añaden al modelo, más probabilidad hay de que estos pierdan poder explicativo, y de incurrir en errores de sobre estimación por lo que un modelo excesivamente cargado puede conducir la investigación a resultados carentes de relevancia.

Como se explicó en la introducción, para mi análisis he empleado la familia de índices climáticos de MSCI. Aunque el proceso de obtención y manejo de los datos es objeto de desarrollo del capítulo siguiente, conviene apuntar que los datos se corresponden con dos tipos de estrategias climáticas de MSCI, *Climate Change* y *Climate Action*, y para cuatro geografías distintas (Global, EE. UU., Europa y Japón), por lo que en total hablamos de 8 índices utilizados para crear los distintos factores climáticos de cada modelo.

En total, he elaborado 12 modelos. He tratado de explicar el efecto de cada factor local (tanto *Climate Change* como *Climate Action*) sobre su geografía y después el factor global, también para cada geografía. Así, habiendo recopilado los datos pertinentes y tras modelarlos adecuadamente, he estimado las betas según una regresión lineal con un código de programación en el lenguaje R. Los resultados se exponen y analizan en el Capítulo V.

Con esta variedad de modelos, mi intención es no solo llegar a las estimaciones, sino también poder analizar la relevancia de estos factores y realizar comparaciones entre ellos.

IV. Datos bajo análisis

Los nuevos factores climáticos asociados a las betas que se estiman en este estudio se calculan como la diferencia entre los rendimientos diarios de índices de características sostenibles sobre los rendimientos de un índice de mercado convencional. Como índices sostenibles se han empleado los siguientes:

- MSCI Climate Change Index
- MSCI Climate Action Index
- MSCI USA Climate Change ESG Select STRD EUR
- MSCI EUROPE Climate Change ESG Select STRD EUR
- MSCI Japan Climate Change ESG Select Index Price EUR
- MSCI USA Climate Action Price USD Index
- MSCI Europe Climate Action Price USD Index
- MSCI Japan Climate Action Price JPY Index

Se trata de dos familias de índices cuya información es privada, pero que Morgan Stanley ha facilitado a la Universidad Pontificia Comillas para uso exclusivo con fines de investigación.

Los factores climáticos se han calculado como la diferencia en los rendimientos diarios de esos índices respecto de índices de mercado convencionales que actúan como referencia. Estos índices son:

- MSCI World
- MSCI USA Index
- MSCI Europe Index
- MSCI Japan Index

Por otro lado, a través de Facset, se han descargado los datos de los índices cuyos rendimientos se pretenden explicar cómo variables dependientes:

- S&P 500

- Eurostoxx
- Nikkei 225

Por último, he descargado los factores de Carhart necesarios para completar los modelos (para las geografías de Estados Unidos, Europa y Japón), de la página web de Kenneth R. French – Data Library⁵.

Teniendo en cuenta la gran cantidad de datos y de procesos que se pretenden explicar en este capítulo, parece necesaria una explicación previa de la estructura que se va a seguir. En primer lugar, se explica el proceso de obtención de los datos y su significado. En segundo lugar, se explicará el proceso de construcción de los factores climáticos. En tercer lugar, se explica el proceso de manejo de datos para la construcción de la base de datos del modelo y se plantea la colección de modelos. Por último, se realiza un análisis descriptivo de los estadísticos de los datos modelados.

4.1. Obtención de los datos

a) Familia de índices Climate Change

Los índices de la familia Climate Change de MSCI son el *MSCI Climate Change Index*, el *MSCI USA Climate Change ESG Select STRD EUR*, el *MSCI EUROPE Climate Change ESG Select STRD EUR* y el *MSCI Japan Climate Change ESG Select Index Price EUR*. Estos índices, de acuerdo con sus fichas oficiales se basan en sus respectivos índices de referencia, que incluyen compañías de mediana y gran capitalización de sus correspondientes geografías. Los índices de Climate Change recalibran los pesos de las posiciones en los índices según los riesgos y oportunidades asociados al riesgo de transición a una economía con bajas emisiones de dióxido de carbono.

El objetivo de estos índices es replicar el correspondiente índice de referencia excluyendo compañías relacionadas con la industria armamentística, nuclear, tabacalera, carbonera, petrolera y del gas. Además, se excluyen aquellas compañías que no se alinean con los

⁵ Enlace a la web: http://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/data_library.html

Principios del Pacto Mundial de la ONU. Por último, solo se contemplan compañías con un rating de deuda BB o superior.

Los datos, cedidos por MSCI, son los precios diarios, desde el 27 de noviembre de 2013 hasta el día 21 de febrero de 2024.

A continuación, se muestra una tabla con los distintos índices de esta familia de índices, su índice de referencia sobre el que se basan y su identificador en Bloomberg empleado para la descarga de sus precios diarios:

Tabla 1. Descripción de Índices Climate Change

Índice	Índice de referencia	Identificador
MSCI Climate Change Index	MSCI World Index	GU726315 Index
MSCI USA Climate Change ESG Select STRD EUR	MSCI USA Index	ME729005 Index
MSCI EUROPE Climate Change ESG Select STRD EUR	MSCI Europe Index	ME729004 Index
MSCI Japan Climate Change ESG Select Index Price EUR	MSCI Japan Index	MXJPCCPE Index

b) Familia de índices de Climate Action

Los índices de Climate Action son el *MSCI Climate Action Index*, el *MSCI USA Climate Action Price USD Index*, el *MSCI Europe Climate Action Price USD Index* y el *MSCI Japan Climate Action Price JPY Index*. Estos índices están diseñados para representar el comportamiento de aquellas compañías líderes de cada sector en términos de posicionamiento y acciones relativas a una transición climática según su geografía correspondiente.

Estos índices utilizan las herramientas y métricas de MSCI de ESG y Climate Change para evitar compañías relacionadas con la industria armamentística, nuclear, tabacalera, carbonera, petrolera y del gas.

Los datos descargados son los precios diarios y abarcan desde el día 22 de octubre de 2022 hasta el día 21 de febrero de 2024.

A continuación, se muestra una tabla con los distintos índices de la familia Climate Action y sus correspondientes identificadores de Bloomberg empleado para la descarga de sus precios diarios:

Tabla 2. Descripción de Índices Climate Action

Índice	Identificador
MSCI Climate Action Index	MXACWICA Index
MSCI USA Climate Action Price USD Index	MXUSCAPU Index
MSCI Europe Climate Action Price USD Index	MXEUCAPU Index
MSCI Japan Climate Action Price JPY Index	MXJACAPJ Index

c) Índices geográficos de referencia

Los índices geográficos de MSCI son los distintos índices que se han descargado para emplear como referencia de cada geografía en la elaboración de los factores climáticos. Estos son el *MSCI World Index*, el *MSCI USA Index*, el *MSCI Europe Index* y el *MSCI Japan Index*.

Incluyen compañías de gran y mediana capitalización de sus respectivas geografías, cubriendo cerca del 85% del valor total de acciones de las empresas cotizadas en los mercados bursátiles de sus correspondientes zonas geográficas.

Los datos, que se han descargado desde Factset, son los precios diarios desde el 27 de noviembre de 2013 hasta el día 21 de febrero de 2024.

A continuación, una tabla con los diferentes índices, sus correspondientes zonas geográficas, sus identificadores y el número aproximado de empresas de cada índice, de los cuales se han descargado los precios diarios:

Tabla 3. Descripción de Índices de referencia

Índice	Geografía	Identificador	N.º de empresas en el índice
MSCI World Index	Mundial	990100	1.480
MSCI USA Index	EE. UU.	984000	609
MSCI Europe Index	Europa	990500	424
MSCI Japan Index	Japón	939200	225

d) Índices geográficos a explicar

Los índices geográficos a explicar son el *S&P 500*, el *Eurostoxx* y el *Nikkei 225*. Estos índices son los que se emplean como variables dependientes de los modelos, es decir, aquellos cuyos rendimientos se pretende explicar. En el presente estudio, se diferencian de los índices geográficos de referencia en que mientras estos son los que se pretende explicar, los de referencia se emplean para el cálculo de los factores.

Se trata de los principales índices bursátiles de cada geografía y no del 85% del mercado, como sucede con los de referencia. Por lo tanto, el número de empresas de cada índice, en este caso es, por lo general, menor para cada geografía.

De nuevo, los datos descargados son los precios diarios entre el día 27 de noviembre de 2013 y el día 21 de febrero de 2024. A continuación, una tabla con los distintos índices, su zona geográfica, su identificador para la descarga de precios diarios y el número de empresas que componen cada uno:

Tabla 4. Descripción de Índices geográficos a explicar

Índice	Geografía	Identificador	N.º de empresas en el índice
S&P 500	EE. UU.	SP50	500
Eurostoxx	Europa	183659	50
Nikkei 225	Japón	180461	225

e) Factores del modelo de Carhart de cuatro factores

La obtención de los datos en este punto se trata de seis descargas – dos tipos de datos, repetidos tres veces por cada geografía (Norte América, Europa y Japón). Todas ellas se obtienen de la página web de la Keneth French Library. Así pues, las tres descargas son:

- RF, SMB y HML de Norte América desde el 2 de julio de 1990 hasta el 31 de enero de 2024
- WML de Norte América desde el 2 de julio de 1990 hasta el 31 de enero de 2024
- RF, SMB y HML de Europa desde el 2 de julio de 1990 hasta el 31 de enero de 2024
- WML de Europa desde el 2 de julio de 1990 hasta el 31 de enero de 2024
- RF, SMB y HML de Japón desde el 2 de julio de 1990 hasta el 31 de enero de 2024
- WML de Japón desde el 2 de julio de 1990 hasta el 31 de enero de 2024

En cuanto al significado de estos datos, se trata de los otros factores y variables a tener en cuenta en los diferentes modelos de regresión (SMB, HML y WML) y su frecuencia es diaria, y abarca desde el 2 de julio de 1990 hasta el día 31 de enero de 2024. Conviene recordar que la tasa libre de riesgo (RF) no se va a emplear, por los motivos expuestos en relación al factor MKT, y que se presume que su efecto y poder explicativo queda absorbido por el resto del modelo.

4.2.Construcción de los “factores climáticos”

Como ya se ha mencionado previamente, he construido 8 “factores climáticos”, comparando los rendimientos diarios de los diferentes “índices climáticos” con sus respectivos “índices de referencia”. Así, los factores elaborados son:

- CHANGE_WORLD
- ACTION_WORLD
- CHANGE_USA
- CHANGE_EUR
- CHANGE_JAP
- ACTION_USA

- ACTION_EUR
- ACTION_JAP

Es preciso apuntar que los datos descargados ofrecían los precios, por lo que, con carácter previo al cálculo de los factores climáticos, ha sido necesario calcular la variación diaria respecto al día anterior. Consecuentemente, los datos disponibles para los factores climáticos se corresponden con las fechas para las que se descargan los precios, a excepción del primer día, ya que no se puede calcular su variación respecto al día anterior.

Los nombres de los distintos factores climáticos se han determinado como una combinación entre la estrategia climática de MSCI que sigue su índice climático (*Climate Change* o *Climate Action*) y la zona geográfica sobre la que se ha calculado el factor.

Por último, conviene mencionar que, dado que los datos a partir de los cuales se calculan los factores son diarios y están completos para cada día entre los periodos señalados en la sección anterior, mis nuevos factores climáticos tienen esta misma frecuencia entre las fechas indicadas.

4.3. Econometría a utilizar

Habiendo expuesto la metodología a emplear y los datos que se tratan en este trabajo, conviene aclarar la fórmula econométrica que se utiliza en este estudio. Así, habiendo especificado que mis modelos se basan en el modelo de Carhart de cuatro factores, al que elimino el factor de mercado y añado el factor climático, mi ecuación es la siguiente:

$$R_t = \alpha + \beta_1(SMB) + \beta_2(HML) + \beta_3(WML) + \beta_4(\text{Factor climático})$$

La técnica a emplear para estimar las betas es la de la regresión lineal, que, como se ha explicado, consiste en un modelo estadístico capaz de predecir los valores de la variable dependiente y de analizar el impacto de las variables independientes sobre ella.

Así pues, como se ha venido exponiendo, se hacen distintas combinaciones de geografías y estrategias climáticas de MSCI, elaborando un total de 12 modelos, pero todos ellos empleando las mencionadas ecuación y técnica de estimación.

En este punto, es importante tener en cuenta los motivos expuestos sobre la elección del modelo de Carhart, así como la elección de prescindir del riesgo de mercado (MKT) y de la tasa libre de riesgo (RF), de cara a evitar una posible multicolinealidad y *overfitting* y de ajustar la metodología al objetivo del trabajo. Por último, apuntar que, como todos los datos son diarios, el modelo de regresión líneas se inspirará en la fórmula expresada con una esa misma frecuencia diaria.

4.4. Tratamiento de los datos brutos y colección de modelos

a) Base de datos

En cuanto a la creación de la base de datos, dado que las descargas se efectuaban en distintos archivos “.xlsx”, lo más sencillo ha sido emplear fórmulas de Excel. En este sentido, cuadrando las fechas de cada descarga he ido añadiendo en cada columna las variables dependientes (rendimientos del S&P 500, Eurostoxx y Nikkei 225), los factores de Carhart (HML, SMB y WML) para cada geografía y los distintos factores climáticos explicados.

La fecha común desde la que están disponibles todos los datos es el día 28 de noviembre de 2013, a excepción de los factores de estrategia *Climate Action*, que están disponibles a partir del 23 de octubre de 2022. Por su parte, la última fecha común es el 31 de enero de 2024, marcada por los factores SMB, HML y WML.

b) Colección de modelos

Con las distintas geografías y estrategias climáticas de MSCI, he elaborado un total de 12 modelos. A continuación se expone una tabla con las distintas combinaciones de variable dependiente y factor climático que se han elaborado, aunque más adelante se explique cada modelo detalladamente:

Tabla 5. Descripción de la colección de modelos

MODELO	VARIABLE DEPENDIENTE	FACTOR CLIMÁTICO
Modelo 1	S&P	CHANGE_WORLD
Modelo 2	Eurostoxx	CHANGE_WORLD
Modelo 3	Nikkei 225	CHANGE_WORLD
Modelo 4	S&P	ACTION_WORLD
Modelo 5	Eurostoxx	ACTION_WORLD
Modelo 6	Nikkei 225	ACTION_WORLD
Modelo 7	S&P	CHANGE_USA
Modelo 8	Eurostoxx	CHANGE_EUR
Modelo 9	Nikkei 225	CHANGE_JAP
Modelo 10	S&P	ACTION_USA
Modelo 11	Eurostoxx	ACTION_EUR
Modelo 12	Nikkei 225	ACTION_JAP

Conviene apuntar que, en la columna “variable dependiente”, nos referimos al rendimiento diario de los respectivos índices, calculados sobre el precio del día anterior. Por su parte, en la columna “factor climático” me refiero al valor diario del factor, calculado como se expuso en la sección anterior.

Cada modelo explica los rendimientos del índice a explicar (la variable dependiente) en el modelo de Carhart, eliminando el factor MKT y añadiendo el correspondiente factor climático.

4.5.Descripción estadística de los factores

Antes de entrar de lleno en la interpretación de los modelos, es necesario entender los datos que se están empleando desde un punto de vista matemático. Un error en el manejo de los datos o la elección de una variable determinada pueden traer errores de multicolinealidad que anulen los resultados de la investigación. Por ello, en esta sección se muestran tablas de elaboración propia que muestran los promedios, varianzas y correlaciones entre todos los datos empleados en todos los modelos.

Es necesario apuntar que, dado que los factores climáticos con estrategia *Climate Change* y los de la estrategia *Climate Action* tienen fechas distintas, para el estudio de los estadísticos he decidido separarlos. De esta forma, la falta de datos en los factores climáticos de la estrategia *Climate Change* no se ven distorsionados. Además, para facilitar una mayor claridad, las matrices de correlaciones se reflejan para cada modelo por separado, con las correlaciones negativas resaltada en negrita y la importancia de los p-valores al lado, si la hay.

a) Promedios y varianzas:

Tabla 6. Promedios y varianzas de las variables de los modelos con Índices Climate Change

	Promedio	Varianza	Desviación típica
Rt_USA	0,04%	0,0001	0,0109
Rt_EUR	0,02%	0,0002	0,0123
Rt_JAP	0,03%	0,0001	0,0118
SMB_USA	-1,39%	0,3284	0,5731
HML_USA	-1,49%	0,7039	0,8390
WML_USA	1,31%	0,8824	0,9394
SMB_EUR	-0,11%	0,1754	0,4188
HML_EUR	-0,38%	0,3070	0,5541
WML_EUR	3,00%	0,5330	0,7301
SMB_JAP	0,13%	0,2459	0,4959
HML_JAP	0,74%	0,5218	0,7223
WML_JAP	-0,56%	0,4389	0,6625
CHANGE_WORLD	0,01%	0,0000	0,0011
CHANGE_USA	0,02%	0,0000	0,0051
CHANGE_EUR	0,01%	0,0000	0,0050
CHANGE_JAP	0,01%	0,0000	0,0050

Nota: los datos sobre los que se calculan los estadísticos son diarios, desde el día 28 de noviembre de 2013, hasta el 31 de enero de 2024.

Tabla 7. Promedios y varianzas de las variables de los modelos con Índices Climate Action

	Promedio	Varianza	Desviación típica
Rt_USA	0,05%	0,0002	0,0132
Rt_EUR	0,03%	0,0002	0,0139
Rt_JAP	0,02%	0,0002	0,0124
SMB_USA	-1,51%	0,4464	0,6681
HML_USA	-1,16%	1,1216	1,0590
WML_USA	1,29%	1,3309	1,1537
SMB_EUR	-0,98%	0,1748	0,4181
HML_EUR	0,22%	0,4411	0,6641
WML_EUR	3,06%	0,7781	0,8821
SMB_JAP	-1,74%	0,2381	0,4879
HML_JAP	2,10%	0,7575	0,8704
WML_JAP	-0,31%	0,5004	0,7074
ACTION_WORLD	0,00%	0,0000	0,0010
ACTION_USA	0,02%	0,0002	0,0127
ACTION_EUR	-0,02%	0,0001	0,0116
ACTION_JAP	0,01%	0,0000	0,0064

Nota: los datos sobre los que se calculan los estadísticos son diarios, desde el día 23 de octubre de 2022, hasta el 31 de enero de 2024.

b) Matrices de correlaciones

De cara a una mejor comprensión de este apartado, es conveniente apuntar que los símbolos que aparecen junto a algunas correlaciones reflejan la importancia de sus p-values. De esta manera, el símbolo “****” significa que el p-value de dicha correlación es menor de 0,001; el símbolo “***” significa que el p-value de dicha correlación es menor de 0,01; el símbolo “**” significa que el p-value es menor de 0,05 y el símbolo “.” significa que el p-value es menor de 0,1. Si no aparece ningún símbolo junto a la correlación, el p-value de dicha correlación será mayor de 0,1.

Tabla 8. Correlaciones obtenidas entre las variables del modelo 1

<i>Modelo 1</i>	Rt_USA	CHANGE_WORLD	SMB_USA	HML_USA	WML_USA
Rt_USA	1				
CHANGE_WORLD	0,2235 ***	1			
SMB_USA	0,0013	0,0101	1		
HML_USA	0,0554 **	-0,0242	-0,0315	1	
WML_USA	-0,0215	0,0137	0,0040	0,0353 .	1

Tabla 9. Correlaciones obtenidas entre las variables del modelo 2

<u>Modelo 2</u>					
	Rt_EUR	CHANGE_WORLD	SMB_EUR	HML_EUR	WML_EUR
Rt_EUR	1				
CHANGE_WORLD	0,0105	1			
SMB_EUR	0,2102 ***	0,0495 *	1		
HML_EUR	0,0435 *	-0,1412 ***	-0,1965 ***	1	
WML_EUR	-0,0775 ***	0,0426 *	-0,0088	0,0238	1

Tabla 10. Correlaciones obtenidas entre las variables del modelo 3

<u>Modelo 3</u>					
	Rt_JAP	CHANGE_WORLD	SMB_JAP	HML_JAP	WML_JAP
Rt_JAP	1				
CHANGE_WORLD	-0,0093	1			
SMB_JAP	0,1100 ***	0,0524 **	1		
HML_JAP	-0,0613 **	-0,3230 ***	-0,4199 ***	1	
WML_JAP	-0,0021	-0,0181	0,0248	-0,0042	1

Tabla 11. Correlaciones obtenidas entre las variables del modelo 4

<u>Modelo 4</u>					
	Rt_USA	ACTION_WORLD	SMB_USA	HML_USA	WML_USA
Rt_USA	1				
ACTION_WORLD	-0,3937 ***	1			
SMB_USA	-0,0057	0,0103	1		
HML_USA	0,0556 *	-0,0378	0,0095	1	
WML_USA	-0,0300	0,0828 **	0,0099	0,0402	1

Tabla 12. Correlaciones obtenidas entre las variables del modelo 5

<u>Modelo 5</u>					
	Rt_EUR	ACTION_WORLD	SMB_EUR	HML_EUR	WML_EUR
Rt_EUR	1				
ACTION_WORLD	-0,2110 ***	1			
SMB_EUR	0,2483 ***	-0,0334	1		
HML_EUR	0,0383	-0,0719 **	-0,1970 ***	1	
WML_EUR	-0,0875 **	0,0448	-0,0150	0,0382	1

Tabla 13. Correlaciones obtenidas entre las variables del modelo 6

<u>Modelo 6</u>					
	Rt_JAP	ACTION_WORLD	SMB_JAP	HML_JAP	WML_JAP
Rt_JAP	1				
ACTION_WORLD	0,0906 ***	1			
SMB_JAP	0,0747 **	0,0843 **	1		
HML_JAP	-0,0575 *	-0,1551 ***	-0,4007 ***	1	
WML_JAP	-0,0113	-0,0132	0,0212	0,0055	1

Tabla 14. Correlaciones obtenidas entre las variables del modelo 7

<u>Modelo 7</u>					
	Rt_USA	CHANGE_USA	SMB_USA	HML_USA	WML_USA
Rt_USA	1				
CHANGE_USA	0,0353	1			
SMB_USA	0,0013	0,0085	1		
HML_USA	0,0554 **	-0,0013	-0,0315	1	
WML_USA	-0,0215	0,0623 **	0,0040	0,0353	1

Tabla 15. Correlaciones obtenidas entre las variables del modelo 8

<u>Modelo 8</u>					
	Rt_EUR	CHANGE_EUR	SMB_EUR	HML_EUR	WML_EUR
Rt_EUR	1				
CHANGE_EUR	-0,3839 ***	1			
SMB_EUR	0,2102 ***	-0,0499 *	1		
HML_EUR	0,0435 *	-0,0100	-0,1965 ***	1	
WML_EUR	-0,0775 ***	0,0677 ***	-0,0088	0,0238	1

Tabla 16. Correlaciones obtenidas entre las variables del modelo 9

<u>Modelo 9</u>					
	Rt_JAP	CHANGE_JAP	SMB_JAP	HML_JAP	WML_JAP
Rt_JAP	1				
CHANGE_JAP	-0,1890 ***	1			
SMB_JAP	0,1100 ***	-0,0501 **	1		
HML_JAP	-0,0613 **	0,0367	-0,4199 ***	1	
WML_JAP	-0,0021	-0,0021	0,0248	-0,0042	1

Tabla 17. Correlaciones obtenidas entre las variables del modelo 10

<u>Modelo 10</u>					
	Rt_USA	ACTION_USA	SMB_USA	HML_USA	WML_USA
Rt_USA	1				
ACTION_USA	0,4237 ***	1			
SMB_USA	-0,0057	-0,0343	1		
HML_USA	0,0556 *	0,0114	0,0095	1	
WML_USA	-0,0300	0,0626 *	0,0099	0,0402	1

Tabla 18. Correlaciones obtenidas entre las variables del modelo 11

<u>Modelo 11</u>					
	Rt_EUR	ACTION_EUR	SMB_EUR	HML_EUR	WML_EUR
Rt_EUR	1				
ACTION_EUR	0,3304 ***	1			
SMB_EUR	0,2483 ***	0,0721 **	1		
HML_EUR	0,0383	0,1221 ***	-0,1970 ***	1	
WML_EUR	-0,0875 **	-0,0790 **	-0,0150	0,0382	1

Tabla 19. Correlaciones obtenidas entre las variables del modelo 12

<u>Modelo 12</u>					
	Rt_JAP	ACTION_JAP	SMB_JAP	HML_JAP	WML_JAP
Rt_JAP	1				
ACTION_JAP	-0,5161 ***	1			
SMB_JAP	0,0747 **	-0,1088 ***	1		
HML_JAP	-0,0575 *	0,1538 ***	-0,4007 ***	1	
WML_JAP	-0,0113	-0,0448	0,0212	0,0055	1

Atendiendo a las correlaciones, se puede deducir que los factores a emplear son bastante adecuados para el modelo, ya que, en términos absolutos, la mayor correlación es cercana a 0,52, sobre todo en los modelos de Japón, aunque también hay valores cercanos a 0,4 en las otras geografías.

V. Análisis, resultados y discusión

5.1. Interpretación de los resultados

Después de haber construido las bases de datos de cada modelo, con el programa RStudio, he llevado a cabo la estimación de las betas de cada modelo.

Las tablas que se presentan en los apartados siguientes contienen las betas estimadas, junto con la importancia de los p-valores de cada variable, así como indicadores de la calidad del modelo, tales como el R^2 , el f-test y el p-value.

Es preciso apuntar que la interpretación de los modelos se ha llevado a cabo según las geografías, de manera que sea más fácil comparar los distintos modelos. Además, para una mejor comprensión de este apartado, puede ser de utilidad servirse de la Tabla 5, en la que se relaciona cada modelo con su correspondiente factor climático.

Por último, es conveniente apuntar que los símbolos que aparecen junto a algunas betas reflejan la importancia de sus p-values. De esta manera, el símbolo “****” significa que el p-value de dicha beta es menor de 0,001; el símbolo “***” significa que el p-value de dicha beta es menor de 0,01; el símbolo “**” significa que el p-value es menor de 0,05 y el símbolo “.” significa que el p-value es menor de 0,1. Si no aparece ningún símbolo junto a la beta, el p-value de dicha beta será mayor de 0,1.

a) Modelos con geografía EE. UU.

Tabla 20. Modelos de geografía EE. UU.

	Modelo 1	Modelo 4	Modelo 7	Modelo 10
Constante	0,0002	0,0005	0,0004 *	0,0004
SMB	0,0000	0,0000	0,0001	0,0002
HML	0,0008 **	0,0005	0,0007 **	0,0007 *
WML	-0,0003	0,0000	-0,0003	-0,0007 *
Factor climático	2,2301 ***	-4,9689 ***	0,0786 .	0,4447 ***
R2	0,0544	0,1567	0,0050	0,1856
F-test	38,1053	62,3383	3,3243	76,4850
P-value	0,0000	0,0000	0,0100	0,0000

Los modelos de geografía EE. UU. son aquellos que se han elaborado para explicar los rendimientos del S&P 500. Los índices climáticos que se han usado para cada uno de estos modelos son los siguientes:

- Modelo 1: MSCI Climate Change Index
- Modelo 4: MSCI Climate Action index
- Modelo 7: MSCI USA Climate Change ESG Select STRD EUR
- Modelo 10: MSCI USA Climate Action Price USD Index

En la Tabla 20 puede apreciarse que las betas de riesgo climático son, para el Modelo 1, **2,2301**; para el Modelo 4, **-4,9689**; para el Modelo 7, **0,0786** y para el Modelo 10, **0,4447**. Las betas significan que, por cada unidad de cambio en la diferencia entre los respectivos índices climáticos y los índices de referencia, el rendimiento del S&P 500 crecerá en “beta” unidades. Si la beta es negativa, como en el Modelo 4, la variación en el S&P 500 será en la dirección opuesta a la diferencia entre los mencionados índices, que construyen los distintos factores climáticos.

Se puede observar también que, salvo para el Modelo 7, los p-values de los factores climáticos son suficientemente bajos como para no superar el umbral de la significancia estadística (debe ser menor de 0,05) y, por tanto, concurre evidencia suficiente como para afirmar con certeza que **los factores CHANGE_WORLD, ACTION_WORLD y ACTION_USA son capaces de explicar los rendimientos del S&P 500** a un nivel de confianza del 95%.

Los R^2 de los modelos son la medida que explica el porcentaje de la variabilidad que es explicado por el modelo. Todos ellos tienen un porcentaje bajo, siendo el más alto de 18,56% en el Modelo 10. Por otra parte, los p-values son prácticamente 0 en todos los modelos, lo que significa que hay evidencia suficiente como para afirmar que, **en conjunto, pueden explicar los rendimientos diarios del S&P 500**.

Analizando detenidamente los p-values restantes, parece que no hay una tendencia explicativa en los otros factores, lo que supone que **los factores CHANGE_WORLD, ACTION_WORLD Y ACTION_USA son los más relevantes**.

A modo de conclusión, parece que los factores climáticos de los Modelos 1, 4 y 10 son buenos, a diferencia del factor del Modelo 7. Sin embargo, el hecho de que haya unos bajos R^2 y que los demás factores no tengan tanto poder explicativo hace que los modelos en general no sean muy completos, aunque sí que sean capaces de explicar los rendimientos del S&P 500.

b) Modelos con geografía Europa

Tabla 21. Modelos de geografía Europa

	Modelo 2	Modelo 5	Modelo 8	Modelo 11
Constante	0,0002	0,0004	0,0003	0,0005
SMB	0,0067 ***	0,0085 ***	0,0061 ***	0,0078 ***
HML	0,0020 ***	0,0016 **	0,0018 ***	0,0010 ·
WML	-0,0013 ***	-0,0012 **	-0,0009 **	-0,0010 *
Factor climático	0,1737	-2,5735 ***	-0,9119 ***	0,3612 ***
R2	0,0579	0,1142	0,1930	0,1657
F-test	40,7439	43,2478	158,4226	66,6478
P-value	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

Los modelos de geografía Europa son aquellos que se han elaborado para explicar los rendimientos del Eurostoxx. Los índices climáticos que se han usado para cada uno de estos modelos son los siguientes:

- Modelo 2: MSCI Climate Change Index
- Modelo 5: MSCI Climate Action index
- Modelo 8: MSCI EUROPE Climate Change ESG Select STRD EUR
- Modelo 11: MSCI Europe Climate Action Price USD Index

En la Tabla 21 puede apreciarse que las betas de riesgo climático son, para el Modelo 2, **0,1737**; para el Modelo 5, **-2,5735**; para el Modelo 8, **-0,9119** y para el Modelo 11, **0,3612**. Las betas significan que, por cada unidad de cambio en la diferencia entre los respectivos índices climáticos y los índices de referencia, el rendimiento del Eurostoxx crecerá en “beta” unidades. Si la beta es negativa, como en los modelos 5 y 8, la variación en el Eurostoxx será en la dirección opuesta a la diferencia entre los mencionados índices, que construyen los distintos factores climáticos.

Se puede observar también que, salvo para el Modelo 2, los p-values de los factores climáticos son suficientemente bajos como para no superar el umbral de la significancia estadística (debe ser menor de 0,05) y, por tanto, concurre evidencia suficiente como para afirmar con certeza que **los factores ACTION_WORLD, CHANGE_EUR y ACTION_EUR son capaces de explicar los rendimientos del Eurostoxx** a un nivel de confianza del 95%.

Los R^2 de los modelos son la medida que explica el porcentaje de la variabilidad que es explicado por el modelo. Todos ellos tienen un porcentaje bajo, siendo el más alto del 19,30% en el Modelo 8. Por otra parte, los p-values son prácticamente 0 en todos los modelos, lo que significa que hay evidencia suficiente como para afirmar que, **en conjunto, pueden explicar los rendimientos diarios del Eurostoxx.**

Analizando detenidamente los p-values restantes, parece que también tienen bastante poder explicativo, a excepción del HML y WML en el Modelo 11. Así, **en los modelos 2, 5 y 8, todos los factores son muy relevantes y en el Modelo 11, solo el factor climático y el SMB.**

A modo de conclusión, todos los modelos parecen ser buenos, sin embargo, de cara a nuestro estudio, parece que el orden de calidad será, primero el modelo 8, después el 5, el 2 y, por último, el 11.

c) Modelos con geografía Japón

Tabla 22. Modelos de geografía Japón

	Modelo 3	Modelo 6	Modelo 9	Modelo 12
Constante	0,0003	0,0003	0,0003	0,0004
SMB	0,0024 ***	0,0015 *	0,0023 ***	0,0008
HML	-0,0004	-0,0003	-0,0002	0,0005
WML	-0,0001	-0,0002	-0,0001	-0,0006
Factor climático	-0,2493	0,9771 **	-0,4347 ***	-1,0033 ***
R2	0,0129	0,0132	0,0461	0,2689
F-test	8,6515	4,5011	31,9999	123,4249
P-value	0,0000	0,0013	0,0000	0,0000

Los modelos de geografía Japón son aquellos que se han elaborado para explicar los rendimientos del Nikkei 225. Los índices climáticos que se han usado para cada uno de estos modelos son los siguientes:

- Modelo 3: MSCI Climate Change Index
- Modelo 6: MSCI Climate Action index
- Modelo 9: MSCI Japan Climate Change ESG Select Index Price EUR
- Modelo 12: MSCI Japan Climate Action Price JPY Index

En la Tabla 22 puede apreciarse que las betas de riesgo climático son, para el Modelo 3, **-0,2493**; para el Modelo 6, **0,9771**; para el Modelo 9, **-0,4347** y para el Modelo 12, **-1,0033**. Las betas significan que, por cada unidad de cambio en la diferencia entre los respectivos índices climáticos y los índices de referencia, el rendimiento del Nikkei 225 crecerá en “beta” unidades. Si la beta es negativa, como en los modelos 3 y 9, la variación en el Nikkei 225 será en la dirección opuesta a la diferencia entre los mencionados índices, que construyen los distintos factores climáticos.

Se puede observar también que, salvo para el Modelo 3, los p-values de los factores climáticos son suficientemente bajos como para no superar el umbral de la significancia estadística (debe ser menor de 0,05) y, por tanto, concurre evidencia suficiente como para afirmar con certeza que **los factores ACTION_WORLD, CHANGE_JAP y ACTION_JAP son capaces de explicar los rendimientos del Nikkei 225** a un nivel de confianza del 95%.

Los R^2 de los modelos son la medida que explica el porcentaje de la variabilidad que es explicado por el modelo. Todos ellos tienen un porcentaje bajo, siendo el más alto del 26,86% en el Modelo 12. Por otra parte, los p-values son prácticamente 0 en todos los modelos, lo que significa que hay evidencia suficiente como para afirmar que, **en conjunto, pueden explicar los rendimientos diarios del Nikkei 225**.

Analizando detenidamente los p-values restantes, parece que solo el SMB también tiene una tendencia a tener poder explicativo (salvo en el Modelo 12), careciendo los factores HML y WML de dichas características en todos los modelos. Así, por lo general, **parece**

que los factores más relevantes son el SMB y el factor climático, especialmente el último (salvo en el Modelo 3).

A modo de conclusión, los modelos de geografía Japón no parecen ser buenos en general. Sin embargo, de cara a nuestro estudio, es positivo que el factor climático sea el que más poder explicativo tiene en general.

5.2.Discusión

Habiendo interpretado desde el punto de vista estadístico los modelos, en esta sección hago una comparación de ellos y una valoración desde el punto de vista financiero.

En primer lugar, como se ha explicado, de forma global, prácticamente, todos los modelos son buenos para explicar los rendimientos del índice de referencia. No obstante, hay algunos que destacan significativamente. La tabla siguiente, de elaboración propia, resume las interpretaciones de la sección anterior, de manera que se puedan extraer conclusiones comparadas:

Tabla 23. Interpretación comparada de los modelos

Modelo	Geografía	R2	P-value del modelo	P-value del factor climático	Poder explicativo de otros factores	Calidad del modelo
Modelo 1	EE. UU.	5,44%	0,0000	***	1/3	Mala
Modelo 2	Europa	5,79%	0,0000		3/3	Buena
Modelo 3	Japón	1,29%	0,0000		1/3	Mala
Modelo 4	EE. UU.	15,67%	0,0000	***	0/3	Mala
Modelo 5	Europa	11,42%	0,0000	***	3/3	Buena
Modelo 6	Japón	1,32%	0,0013	**	1/3	Mala
Modelo 7	EE. UU.	0,50%	0,0100	.	2/3	Mala
Modelo 8	Europa	19,30%	0,0000	***	2/3	Buena
Modelo 9	Japón	4,61%	0,0000	***	1/3	Mala
Modelo 10	EE. UU.	18,56%	0,0000	***	2/3	Buena
Modelo 11	Europa	16,57%	0,0000	***	3/3	Buena
Modelo 12	Japón	26,89%	0,0000	***	0/3	Mala

Los criterios para establecer si un modelo es de buena o mala calidad son: 1) que no tenga un R^2 excesivamente bajo, 2) que los modelos tengan un p-value por debajo de 0,05 y 3) que 3 de los 4 factores de cada modelo sean capaces de explicar los correspondientes rendimientos.

Así, comparando los modelos, podemos ver que muchos factores climáticos son estadísticamente significativos, pero el resto de las variables del modelo no comparten siempre esas mismas características. Ello, puede deberse, en gran parte, a que al haber eliminado el factor de mercado (MKT), este efecto sea capturado por el correspondiente factor climático y, por lo tanto, prácticamente, también todo el poder explicativo del modelo. En este sentido, es importante tener en cuenta que el factor de mercado suele ser el más importante a la hora de explicar modelos de este tipo, aunque se haya eliminado, por las razones que ya se expusieron.

Si buscamos los modelos que cumplen los criterios expuestos, podemos ver que la mayoría de los modelos de buena calidad son aquellos que se refieren a Europa. Por otra parte, en cuanto a las estrategias de MSCI de Climate Change o Climate Action, no parece haber una gran diferencia en las tendencias de los resultados.

Por lo expuesto, se puede afirmar que los factores climáticos construidos son suficientemente buenos para explicar los resultados del Eurostoxx. Teniendo en cuenta lo que se ha explicado en el capítulo relativo al estado de la cuestión y, en particular, al análisis del marco regulatorio actual, tiene sentido el resultado de la investigación.

Como se ha expuesto, la Unión Europea es pionera en el reconocimiento de la urgencia de luchar contra el cambio climático a través de sus numerosas políticas y también es donde hay una mayor concienciación, por lo que es normal que los inversores tengan en mayor consideración los riesgos climáticos a la hora de tomar sus decisiones de inversión, resultando en un factor de influencia en los precios de los activos.

En cuanto a EE. UU. y Japón, si bien también hay iniciativas por parte de los organismos públicos en materia de cambio climático, de acuerdo con mi análisis, no están influenciando considerablemente los precios de los activos. Sin embargo, esto no significa que sea así, pues mi estudio también adolece de limitaciones.

En este sentido, las principales limitaciones de mi estudio vienen determinadas por las similitudes entre los índices empleados y por la disponibilidad limitada de datos. Así, a medida que vaya pasando el tiempo, habrá más información sobre los precios de estos

índices y se podrán llevar a cabo estudios con mayor información y perspectiva en cuanto a fechas se refiere, capturando tendencias más sólidas y reales.

En esta misma línea, es necesario recordar que, por ejemplo, los índices de estrategia de MSCI Climate Action, solo están disponibles desde finales de 2022, lo cual es una limitación bastante importante.

VI. Conclusiones

En primer lugar, es importante tener en cuenta que las posibles discrepancias entre distintos estudios no indica que unos sean correctos y otros no. De acuerdo con Lucía Catalán (2023), se trata más bien de un reflejo de la compleja relación entre los denominados factores climáticos y los rendimientos bursátiles.

En lo que se refiere a las posibles conclusiones a extraer de mi estudio, se puede observar cómo en Europa la mayor concienciación sobre el cambio climático y las numerosas iniciativas de la UE, que la sitúan como pionera en este ámbito, tienen sus efectos en las decisiones de inversión en los mercados bursátiles.

Así, se ha podido ver que todos los modelos europeos tienen, más o menos, las mismas características, con gran capacidad de explicación de los rendimientos diarios del Eurostoxx para casi todos los factores, ya sean climáticos o no.

Por otro lado, hemos visto como en EE. UU. y en Japón, a pesar de las iniciativas para combatir la amenaza climática, estos modelos no son igual de consistentes, aunque los factores climáticos sí que tienen, por lo general, un gran poder explicativo. Sin embargo, esta última afirmación respecto a los factores climáticos también puede deberse al mencionado efecto de absorción del efecto del factor MKT omitido.

Así, considero como conclusión más relevante los resultados descubiertos en el plano europeo, cuya consistencia entre modelos también despeja ciertas dudas que pudieran surgir en cuanto a que los resultados fueran aleatorios o no. Así, el hecho de haber combinado diferentes estrategias, fechas y factores climáticos, hace que, apuntando los resultados siempre en la misma dirección, no sea una arbitrariedad, sino una tendencia consolidada y cierta. En cambio, en los modelos de EE. UU. y Japón esta tendencia no es clara, por lo que no pueden establecerse esas mismas conclusiones, sin que tampoco puedan llegar a negarse.

Cabe recordar que este estudio se encuentra limitado por la omisión del factor de mercado, que se ha llevado a cabo por los motivos expuestos, así como por las fechas para las que está disponible la investigación.

Por otro lado, este estudio deja abierta la puerta a continuar una investigación en la misma línea, tanto para otras geografías, como para diferentes industrias, para lo que se podría planear cómo impactan los distintos factores climáticos creados en los diferentes sectores o industrias de la economía, como hacen numerosos investigadores, como Sanz (2023).

En este sentido, se ofrece en el Anexo I un análisis extra de característica sectorial sobre la industria de la Inteligencia Artificial, de manera que se pueda realizar una aproximación a la forma en que estudiar la línea de investigación sugerida como continuación del presente trabajo.

VII. Declaración sobre el uso de herramientas de Inteligencia Artificial

Declaración de Uso de Herramientas de Inteligencia Artificial Generativa en Trabajos Fin de Grado


ADVERTENCIA: Desde la Universidad consideramos que ChatGPT u otras herramientas similares son herramientas muy útiles en la vida académica, aunque su uso queda siempre bajo la responsabilidad del alumno, puesto que las respuestas que proporciona pueden no ser veraces. En este sentido, NO está permitido su uso en la elaboración del Trabajo fin de Grado para generar código porque estas herramientas no son fiables en esa tarea. Aunque el código funcione, no hay garantías de que metodológicamente sea correcto, y es altamente probable que no lo sea.

Por la presente, yo, Álvaro Pérez Arqueros, estudiante de E-3 Analytics de la Universidad Pontificia Comillas al presentar mi Trabajo Fin de Grado titulado "Elaboración de una beta de riesgo climático", declaro que he utilizado la herramienta de Inteligencia Artificial Generativa ChatGPT u otras similares de IAG de código sólo en el contexto de las actividades descritas a continuación:

1. **Brainstorming de ideas de investigación:** Utilizado para idear y esbozar posibles áreas de investigación.
2. **Interpretador de código:** Para realizar análisis de datos preliminares.
3. **Estudios multidisciplinares:** Para comprender perspectivas de otras comunidades sobre temas de naturaleza multidisciplinar.
4. **Revisor:** Para recibir sugerencias sobre cómo mejorar y perfeccionar el trabajo con diferentes niveles de exigencia.
5. **Traductor:** Para traducir textos de un lenguaje a otro.

Afirmo que toda la información y contenido presentados en este trabajo son producto de mi investigación y esfuerzo individual, excepto donde se ha indicado lo contrario y se han dado los créditos correspondientes (he incluido las referencias adecuadas en el TFG y he explicitado para que se ha usado ChatGPT u otras herramientas similares). Soy consciente de las implicaciones académicas y éticas de presentar un trabajo no original y acepto las consecuencias de cualquier violación a esta declaración.

Fecha: 22 de abril de 2024

Firma: . The signature consists of three stylized, overlapping letters: 'A', 'P', and 'A', written in a cursive, handwritten style.

VIII. Bibliografía

Andbank (2014), ¿Qué es el EuroStoxx 50?.

<https://www.andbank.es/observatoriodelinversor/que-es-el-eurostoxx-50/>

[Acceso el 30 de marzo de 2024].

Ardia, D., Bluteau, K., Boudt, K., & Inghelbrecht, K. (2021). Climate Change Concerns and the Performance of Green vs. Brown Stocks. *Management Science* 69 (12), 7151-7882.

<https://pubsonline.informs.org/doi/10.1287/mnsc.2022.4636>

Berg, F., Kölbel, J. & Rigobon, R. (2022). Aggregate confusion: The divergence of ESG ratings. *Review of Finance*, 26 (6), 1315-1344.

<https://academic.oup.com/rof/article/26/6/1315/6590670>

Bolton, P., Halem, Z., & Kacperczyk, M. (2022). The financial cost of carbon. *Journal of Applied Corporate Finance*, 34 (2), 17-29.

https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4094399

Campiglio, E. (2018). Climate change challenges for central banks and financial regulators. *Nature Climate Change*, 8 (6), 462-468.

<https://doi.org/10.1038/s41558-018-0175-0>

Carhart, M. (1997). On persistence in mutual fund performance. *Journal of Finance*, 52 (1), 57-82.

<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1111/j.1540-6261.1997.tb03808.x>

Catalán Morollón, L. (2023). *Measuring climate transition risk in the European equity market*. Universidad Pontificia Comillas.

Comisión Europea. (2021). *Comunicado de prensa: Pacto Verde Europeo: la Comisión propone transformar la economía y la sociedad de la UE para alcanzar los objetivos climáticos*.

https://ec.europa.eu/commission/presscorner/detail/es/ip_21_3541 [Acceso el 5 de marzo de 2024].

Consilium. (2020). *Pacto Verde Europeo*.

<https://www.consilium.europa.eu/es/policias/green-deal/> [Acceso el 5 de marzo de 2024].

Consilium. (2023). *Objetivo 55 – El plan de la UE para la transición ecológica*.

<https://www.consilium.europa.eu/es/policias/green-deal/fit-for-55/> [Acceso el 5 de marzo de 2024].

Condon, M., Ladin, S., Lienke, J., Panfil, M., & Song, A. (2021). *Mandating disclosure of climate-related financial risk*. Boston University School of Law.

https://scholarship.law.bu.edu/faculty_scholarship/2353/

Crippa, M., Guizzardi, D., Pagani, F., Banja, M., Muntean, M., Schaaf, E., Becker, W., Monforti-Ferrario, F., Quadrelli, R., Riquez Martin, A., Taghavi-Moharamli, P., Köykkä, J., Grassi, G., Rossi, S., Brandao De Melo, J., Oom, D., Branco, A., San-Miguel, J., & Vignati, E. (2023). *GHG emissions of all world countries*. Publications Office of the European Union.

https://edgar.jrc.ec.europa.eu/booklet/GHG_emissions_of_all_world_countries_booklet_2023report.pdf

European Environmental Agency. (2017). *Climate change, impacts and vulnerability in Europe 2016*.

<https://www.eea.europa.eu/publications/climate-change-impacts-and-vulnerability-2016> [Acceso el 5 de marzo de 2024].

Fama, E. F., & French, K. R. (1992). The cross-section of expected stock returns. *The Journal of Finance* 47 (2), 427-465.

<https://www.jstor.org/stable/2329112>

FMI Fiscal Monitor. (2023). *Climate crossroads: Fiscal policies in a warming world*.

<https://www.imf.org/en/Publications/FM/Issues/2023/10/10/fiscal-monitor-october-2023> [Acceso el 5 de marzo de 2024].

Giglio, S., Kelly, B., & Stroebel, J. (2021). Climate finance. *Annual Review of Financial Economics* 13, 15-36.

https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3957028

Hong, H., Karolyi, G. A., & Scheinkman, J. A. (2023). Climate finance. *The Review of Financial Studies*, 33 (3), 1011-1023.

<https://academic.oup.com/rfs/article/33/3/1011/5735309>

Hunt, D., & Hyat, T. (2021). *Megatrends: Weathering climate change: Opportunities and risks in an altered investment landscape*. PGIM.

<https://insights.pgim.com/pgim/insights/pdf/PGIM-Megatrends-Weathering-Climate-Change-2021.pdf>

Intergovernmental Panel on Climate Change. (2023). *Climate Change 2023: Synthesis report. Summary for policymakers*.

https://www.ipcc.ch/report/ar6/syr/downloads/report/IPCC_AR6_SYR_SPM.pdf

Reinders, H. J., Schoenmaker, D., & Van Dijk, M. A. (2022). A finance approach to climate stress testing. *Journal of International Money and Finance*, 131.

https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3573107

Martínez-Blasco, M., Serrano, V., Prior, F., & Cuadros, J. (2023). Analysis of an event study using the Fama–French five-factor model: Teaching approaches including spreadsheets and the R programming language. *Financial Innovation*, 9 (76).

<https://jfin-swufe.springeropen.com/articles/10.1186/s40854-023-00477-3>

Matsumura, E. M., Prakash, R., & Vera-Muñoz, S. C. (2014). Firm-value effects of carbon emissions and carbon disclosures. *The Accounting Review*, 89 (2), 695-724.

https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1921809

Merton, R. C. (1980). On estimating the expected return on the market. *Journal of Financial Economics*, 8 (4), 323-361.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0304405X80900070>

Pástor, L., Stambaugh, R. F., & Taylor, L. A. (2020). Sustainable investing in equilibrium. *Journal of Financial Economics* 142 (2), 550-571.

https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3498354

Pástor, L., Stambaugh, R. F., & Taylor, L. A. (2021). Dissecting green returns: Technical report. *National Bureau of Economic Research* 28940.

https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3864502

Robeco. (2023). *Introducing climate beta: A complementary climate risk metric*. Indices Insight Summaries.

<https://assets.ctfassets.net/tl4x668xzide/5eHeDV71PxadUan6KWhIaw/312eddf3e12a60f826a585c5e95a551c/indices-insights-summaries-introducing-climate-beta-a-complementary-climate-risk-metric-march-2023.pdf>

Rogelj, J., Popp, A., Calvin, K. V., et al. (2018). Scenarios towards limiting global mean temperature increase below 1.5 °C. *Nature Climate Change*, 8, 325-332.

<https://www.nature.com/articles/s41558-018-0091-3>

Sanz Cedrón, F. J. (2023). *Measuring transition risk in the energy sector: Evidence of a green factor influence on stock returns*. Universidad Pontificia Comillas.

Teo, R., & Verdegaal, W. (2023). *Integrating climate scenario analysis into investment management: A 2023 update*. GIC & ORTEC Finance. Thinkspace.

<https://www.gic.com.sg/thinkspace/long-term-investing/integrating-climate-scenario-analysis-into-investment-management/>

Venturini, A. (2022). Climate change, risk factors and stock returns: A review of the literature. *International Review of Financial Analysis*, 79.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1057521921002568>

World Economic Forum. (2024). *Global Risk Report 2024*.

<https://www.weforum.org/publications/global-risks-report-2024/>

IX. Anexos

Anexo I. Bonus: Análisis sectorial de la Inteligencia Artificial

Habiendo realizado un análisis del factor climático por geografías y habiendo extraído las conclusiones expuestas, parece interesante estudiar el impacto según las diferentes industrias o sectores. De esta manera, se podrá estudiar en qué medida determinados sectores están teniendo en cuenta los riesgos climáticos en los precios de sus activos financieros. Así pues, en este apartado anexo se añade un análisis extra, teniendo en cuenta empresas del índice *STOXX Global Artificial Intelligence Index USD*, que representa empresas de la industria de la Inteligencia Artificial.

El objetivo de este análisis sectorial es estudiar el poder explicativo de los factores climáticos en este índice, por lo que sus rendimientos se emplearán como variable dependiente en los modelos en cuestión.

Geográficamente, la ficha oficial del índice establece una presencia del 93% en empresas estadounidenses. Consecuentemente, de acuerdo con mantener coherencia teórica en este nuevo modelo, se emplean los factores climáticos mundial y estadounidense de estrategia Climate Change de MSCI y los del modelo de Carhart para EE. UU.

La siguiente tabla describe brevemente la estructura de los modelos 13 y 14, que tratan de explicar la influencia del factor climático en los rendimientos de las empresas especializadas en Inteligencia Artificial:

Tabla 24. Descripción de los modelos con índice de Inteligencia Artificial

MODELO	VARIABLE DEPENDIENTE	FACTOR CLIMÁTICO
Modelo 13	Global Artificial Intelligence Index	CHANGE_WORLD
Modelo 14	Global Artificial Intelligence Index	CHANGE_USA

a) Datos

Como se ha mencionado, el índice *STOXX Global Artificial Intelligence Index USD* está compuesto de empresas especializadas en Inteligencia Artificial (IA), entendida esta como la ciencia de crear programas informáticos que imitan, lo más cercanamente posible, los patrones de aprendizaje, crecimiento y maestría que se exhiben en la inteligencia humana.

Entre sus principales componentes se encuentran empresas como Nvidia (10,87% del índice), Meta (9,81%), AMD (9,47%), Alphabet (8,97%), Snowflake (4,60%) o Intel (4,50%).

Los datos obtenidos son los precios diarios entre el día 27 de noviembre de 2013 y el día 31 de enero de 2024, descargados desde Bloomberg con el identificador “STXAIV Index”. La selección de las mencionadas fechas se ha realizado para mantener una misma línea de actuación con el análisis principal del presente trabajo.

b) Promedios y varianzas

A continuación, para una buena comprensión de los datos, se muestran los promedios y las varianzas de los datos empleados para los modelos 13 y 14:

Tabla 25. Promedios y varianzas de las variables de los modelos con Índice de IA

	Promedio	Varianza	Desviación típica
Rt_AI	0,08%	0,0002	0,0156
SMB_USA	-1,39%	0,3284	0,5731
HML_USA	-1,49%	0,7039	0,8390
WML_USA	1,31%	0,8824	0,9394
CHANGE_WORLD	0,01%	0,0000	0,0011
CHANGE_USA	0,02%	0,0000	0,0051

Nota: los datos sobre los que se calculan los estadísticos son diarios, desde el día 28 de noviembre de 2013, hasta el 31 de enero de 2024.

c) Matriz de correlaciones

De cara a una mejor comprensión de este apartado, es conveniente apuntar que los símbolos que aparecen junto a algunas correlaciones reflejan la importancia de sus p-values. De esta manera, el símbolo “****” significa que el p-value de dicha correlación es menor de 0,001; el símbolo “***” significa que el p-value de dicha correlación es menor de 0,01; el símbolo “**” significa que el p-value es menor de 0,05 y el símbolo “.” significa que el p-value es menor de 0,1. Si no aparece ningún símbolo junto a la correlación, el p-value de dicha correlación será mayor de 0,1.

Las tablas siguientes, de elaboración propia, contienen las correlaciones entre las distintas variables de los modelos, así como las importancias de los p-valores de dichas correlaciones. Además, se resaltan en negrita aquellas correlaciones negativas:

Tabla 26. Correlaciones obtenidas entre las variables del modelo 13

<u>Modelo 13</u>					
	Rt_AI	CHANGE_WORLD	SMB_USA	HML_USA	WML_USA
Rt_AI	1				
CHANGE_WORLD	0,3946 ***	1			
SMB_USA	0,0065	0,0101	1		
HML_USA	0,0417 *	-0,0242	-0,0315	1	
WML_USA	-0,0282	0,0137	0,0040	0,0353 .	1

Tabla 27. Correlaciones obtenidas entre las variables del modelo 14:

<u>Modelo 14</u>					
	Rt_AI	CHANGE_USA	SMB_USA	HML_USA	WML_USA
Rt_AI	1				
CHANGE_USA	0,0953 ***	1			
SMB_USA	0,0065	0,0085	1		
HML_USA	0,0417 *	-0,0013	-0,0315	1	
WML_USA	-0,0282	0,0623 **	0,0040	0,0353 .	1

d) Resultados

En este apartado se exponen los resultados de este análisis y se interpretan los mismos. Para una mejor comprensión de este apartado, puede ser de utilidad servirse de la Tabla 24, en la que se relaciona cada modelo con su correspondiente factor climático.

Por último, es conveniente apuntar que los símbolos que aparecen junto a algunas betas reflejan la importancia de sus p-values. De esta manera, el símbolo “****” significa que el p-value de dicha beta es menor de 0,001; el símbolo “***” significa que el p-value de dicha beta es menor de 0,01; el símbolo “**” significa que el p-value es menor de 0,05 y el símbolo “·” significa que el p-value es menor de 0,1. Si no aparece ningún símbolo junto a la beta, el p-value de dicha beta será mayor de 0,1.

Tabla 28. Modelos sectoriales de Inteligencia Artificial

	Modelo 13	Modelo 14
Constante	0,0001	0,0008 *
SMB	0,0001	0,0002
HML	0,0010 **	0,0008 *
WML	-0,0006 *	-0,0006 ·
Factor climático	5,6000 ***	0,2964 ***
R2	0,1597	0,0122
F-test	125,8636	8,1564
P-value	0,0000	0,0000

Como ya se ha explicado, estos modelos explican los rendimientos del *Global Artificial Intelligence Index* con el empleo de los factores CHANGE_WORLD y CHANGE_USA. Así, los índices climáticos que se han usado para cada uno de estos modelos son los siguientes:

- Modelo 13: MSCI Climate Change Index
- Modelo 14: MSCI USA Climate Change ESG Select STRD EUR

En la Tabla 27 puede apreciarse que las betas de riesgo climático son, para el Modelo 13, **5,60** y para el Modelo 14, **0,2964**. Las betas significan que, por cada unidad de cambio en la diferencia entre los respectivos índices climáticos y los índices de referencia, el rendimiento del *Global Artificial Intelligence Index* crecerá en “beta” unidades.

Se puede observar también que los p-values de los factores climáticos son suficientemente bajos como para no superar el umbral de la significancia estadística (debe ser menor de 0,05) y, por tanto, concurre evidencia suficiente como para afirmar con certeza que **los**

factores CHANGE_WORLD y CHANGE_USA son capaces de explicar los rendimientos del *Global Artificial Intelligence Index* a un nivel de confianza del 95%.

Los R^2 de los modelos son la medida que explica el porcentaje de la variabilidad que es explicado por el modelo. Todos ellos tienen un porcentaje bajo, siendo el más alto del 15,97% en el Modelo 13. Por otra parte, los p-values son prácticamente 0 en todos los modelos, lo que significa que hay evidencia suficiente como para afirmar que **los modelos son buenos y, en conjunto, pueden explicar los rendimientos diarios del *Global Artificial Intelligence Index*.**

Analizando detenidamente los p-values restantes, parece que los factores HML y WML también tienen un pequeño poder explicativo, a diferencia del SMB. Así, por lo general, **parece que el factor más relevante es el factor climático.**

A modo de conclusión, parece que los factores climáticos concentran la mayoría de la explicación de los rendimientos del índice de inteligencia artificial y, llama la atención la beta de 5,60 del Modelo 13, que parece haber absorbido en gran medida la explicación del factor de mercado omitido. Estas posibilidades se desarrollan en el apartado siguiente sobre la discusión de los resultados.

e) Discusión y conclusión

Habiendo interpretado desde el punto de vista estadístico los modelos, en esta sección hago una comparación de ellos y una valoración desde el punto de vista financiero.

En primer lugar, como se ha explicado, de forma global, prácticamente, ambos modelos son buenos para explicar los rendimientos del índice. La tabla siguiente, de elaboración propia, resume las interpretaciones de la sección anterior, de manera que se puedan extraer conclusiones comparadas:

Tabla 29. Interpretación comparada de los modelos 13 y 14

Modelo	Geografía	R2	P-value del modelo	P-value del factor climático	Poder explicativo de otros factores	Calidad del modelo
Modelo 13	EE. UU.	15,97%	0,0000	***	2/3	Buena
Modelo 14	EE. UU.	1,22%	0,0000	***	2/3	Buena

Ambos modelos parecen ser buenos, sin embargo, el modelo 13 tiene un R^2 mayor, lo cual hace que dicho modelo sea un poco mejor.

En conclusión, parece que tanto el factor CHANGE_WORLD, como el factor CHANGE_USA son capaces de explicar los rendimientos del *Global Artificial Intelligence Index*, así como las restantes variables del modelo, aunque en menor medida.

Como se expuso anteriormente, estos modelos pueden estar limitados por la ausencia del factor MKT y por las fechas que se emplean. En cuanto al factor MKT, como se explicó en el análisis principal del trabajo, es el más relevante de los modelos de Fama-French y de Carhart, pues es el factor original con la versión del CAPM. El hecho de suprimirlo – por los motivos ya expuestos – parece conducir a que otros factores absorban el poder explicativo y sus efectos, lo cual explicaría también la beta de 5,60 del factor climático en el Modelo 13.

Anexo II. Código en R de los modelos de regresión

```
install.packages("dplyr")
install.packages("readxl")
install.packages("Hmisc")
install.packages("openxlsx")
library(dplyr)
library(readxl)
library(Hmisc)
library(openxlsx)

datos <- read_excel("Datos.xlsx", sheet = "Modelos")
datos$date <- as.Date(datos$date)
data_CHANGE <- datos %>% select(-contains("ACTION"))
data_ACTION <- datos %>% filter(date >= as.Date("2018-12-04"))
%>% select(-contains("CHANGE"))

# Modelos
summary(modelo1 <- lm(Rt_USA ~ SMB_USA + HML_USA + WML_USA +
CHANGE_WORLD, data = data_CHANGE))
summary(modelo2 <- lm(Rt_EUR ~ SMB_EUR + HML_EUR + WML_EUR +
CHANGE_WORLD, data = data_CHANGE))
summary(modelo3 <- lm(Rt_JAP ~ SMB_JAP + HML_JAP + WML_JAP +
CHANGE_WORLD, data = data_CHANGE))
summary(modelo4 <- lm(Rt_USA ~ SMB_USA + HML_USA + WML_USA +
ACTION_WORLD, data = data_ACTION))
summary(modelo5 <- lm(Rt_EUR ~ SMB_EUR + HML_EUR + WML_EUR +
ACTION_WORLD, data = data_ACTION))
summary(modelo6 <- lm(Rt_JAP ~ SMB_JAP + HML_JAP + WML_JAP +
ACTION_WORLD, data = data_ACTION))
summary(modelo7 <- lm(Rt_USA ~ SMB_USA + HML_USA + WML_USA +
CHANGE_USA, data = data_CHANGE))
```

```

summary(modelo8 <- lm(Rt_EUR ~ SMB_EUR + HML_EUR + WML_EUR +
CHANGE_EUR, data = data_CHANGE))
summary(modelo9 <- lm(Rt_JAP ~ SMB_JAP + HML_JAP + WML_JAP +
CHANGE_JAP, data = data_CHANGE))
summary(modelo10 <- lm(Rt_USA ~ SMB_USA + HML_USA + WML_USA +
ACTION_USA, data = data_ACTION))
summary(modelo11 <- lm(Rt_EUR ~ SMB_EUR + HML_EUR + WML_EUR +
ACTION_EUR, data = data_ACTION))
summary(modelo12 <- lm(Rt_JAP ~ SMB_JAP + HML_JAP + WML_JAP +
ACTION_JAP, data = data_ACTION))
summary(modelo13 <- lm(Rt_AI ~ SMB_USA + HML_USA + WML_USA +
CHANGE_WORLD, data = data_CHANGE))
summary(modelo14 <- lm(Rt_AI ~ SMB_USA + HML_USA + WML_USA +
CHANGE_USA, data = data_CHANGE))

# Resumen estadístico
print(promedios_CHANGE <- colMeans(select(data_CHANGE, -date),
na.rm = TRUE))
print(varianzas_CHANGE <- sapply(select(data_CHANGE, -date),
var, na.rm = TRUE))
print(desviaciones_CHANGE <- sapply(select(data_CHANGE, -date),
sd, na.rm = TRUE))
resultados_CHANGE <- rcorr(as.matrix(select(data_CHANGE, -
date)), type="pearson")
print(matriz_correlaciones_CHANGE <- resultados_CHANGE$r)
print(p_valores_CHANGE <- resultados_CHANGE$p)
print(promedios_ACTION <- colMeans(select(data_ACTION, -date),
na.rm = TRUE))
print(varianzas_ACTION <- sapply(select(data_ACTION, -date),
var, na.rm = TRUE))
print(desviaciones_ACTION <- sapply(select(data_ACTION, -date),
sd, na.rm = TRUE))

```

```
resultados_ACTION <- rcorr(as.matrix(select(data_ACTION, -  
date)), type="pearson")  
print(matriz_correlaciones_ACTION <- resultados_ACTION$r)  
print(p_valores_ACTION <- resultados_ACTION$p)
```