



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales
ICADE

**EVALUACIÓN DE LA CAUSALIDAD:
RETORNOS DE
SEMICONDUCTORES Y SU
INFLUENCIA EN EL RENDIMIENTO
CORPORATIVO TECNOLÓGICO**

Autora: Alba Raquel Cameron de la Guerra
Directora: Karin Alejandra Irene Martín Bujack

MADRID | Junio 2024

Resumen

Este estudio investiga si los retornos de las empresas de semiconductores en mercados emergentes influyen en el rendimiento de las empresas en economías desarrolladas. El objetivo principal es determinar si los cambios en la industria de semiconductores en economías emergentes afectan significativamente a las empresas tecnológicas en mercados desarrollados.

Para ofrecer una perspectiva holística, se analiza el contexto de la industria de los semiconductores, destacando las interrupciones en las cadenas de suministro debido a los cuellos de botella generados por el aumento de la demanda de productos tecnológicos en los últimos cinco años. Asimismo, se examina la interdependencia entre países en el proceso de producción de semiconductores, destacando el papel crucial de los mercados emergentes.

El estudio se apoya en la realización de un Test de Causalidad de Granger, basado en los retornos de los precios del *Nasdaq* y *MSCI Semiconductors Emerging Markets*, desde el 1 de enero de 2017 hasta el 28 de marzo de 2024. Estos índices han sido seleccionados como ejemplos representativos del enfoque del trabajo: el *Nasdaq*, compuesto mayoritariamente por empresas tecnológicas, y el *MSCI Semiconductors Emerging Markets*, que incluye empresas de semiconductores en mercados emergentes.

En conclusión, este estudio proporciona una nueva perspectiva sobre la interdependencia económica global en el sector de semiconductores. Se sugiere que las empresas tecnológicas en economías desarrolladas no dependen significativamente del crecimiento de la industria de semiconductores en mercados emergentes.

Palabras clave: semiconductores, mercados emergentes, Test de Causalidad de Granger, tests de causalidad y tecnología.

Abstract

This study investigates whether the returns of semiconductor companies in emerging markets influence the performance of companies in developed economies. The main objective is to determine whether changes in the semiconductor industry in emerging economies significantly affect technology companies in developed markets.

To provide a holistic perspective, the context of the semiconductor industry is analyzed, highlighting the disruptions in supply chains due to bottlenecks generated by the increased demand for technological products over the past five years. Additionally, the interdependence between countries in the semiconductor production process is examined, emphasizing the crucial role of emerging markets.

The study relies on conducting a Granger Causality Test, using the return data of the *Nasdaq* and *MSCI Semiconductors Emerging Markets* indices from January 1, 2017, to March 28, 2024. These indices have been selected as representative examples of the study's focus: the *Nasdaq*, composed primarily of technology companies, and the *MSCI Semiconductors Emerging Markets*, which includes semiconductor companies in emerging markets.

In conclusion, this study provides a new perspective on the global economic interdependence in the semiconductor sector. It suggests that technology companies in developed economies do not significantly depend on the growth of the semiconductor industry in emerging markets.

Key words: semiconductors, emerging markets, Granger's Causality Test, causality tests and technology.

Índice

1. Introducción	6
1.1. Motivación y justificación del tema	6
1.2. Objetivo y metodología del trabajo	7
1.3. Estructura del trabajo.....	8
2. La industria de los semiconductores	8
2.1. Clasificación de los semiconductores.....	9
2.2. Aplicaciones y cadenas de suministro de los semiconductores.....	9
2.3. Semiconductores en mercados emergentes	13
3. Marco teórico	16
3.1. Tipos de tests de causalidad.....	16
3.1.1. Test de Causalidad de Sims	17
3.1.2. Test de Causalidad de Granger	20
3.2. Elección del test de causalidad para el caso de estudio	26
4. Análisis empírico	27
4.1. Bases de datos.....	28
4.2. Metodología para realizar el Test de Causalidad de Granger en Python.....	31
4.3. Aplicación del Test de Causalidad de Granger.....	32
5. Conclusión y futuras líneas de investigación	35
6. Bibliografía	38
7. Anexos	46
7.1. Anexo 1. Test de Causalidad de Granger.....	46

Índice de tablas

Tabla 1. Retornos del MSCI Emerging Markets / Semiconductors & Semiconductor Equipment de 2017 al primer trimestre de 2024.	29
Tabla 2. Retornos del Nasdaq de 2017 al primer trimestre de 2024.....	30
Tabla 3. Resultados del Test ADF.....	32
Tabla 4. Resultados obtenidos tras realizar el Test de Causalidad de Granger aplicado a los retornos de los índices MSCI EM y Nasdaq con dos retardos.....	33
Tabla 5. Resultados obtenidos tras realizar el Test de Causalidad de Granger aplicado a los retornos de los índices MSCI EM y Nasdaq con tres retardos.	33

Índice de ilustraciones

Ilustración 1. Mercado mundial de semiconductores 2020-2030, por aplicación.	10
Ilustración 2. Ejemplo de fases en la cadena de suministro de los semiconductores.	13
Ilustración 3. Gasto en I+D como porcentaje de ventas en 2022.	14
Ilustración 4. Esquema del análisis VAR.	18
Ilustración 5. Comparación de los índices MSCI Emerging Markets / Semiconductors & Semiconductor Equipment y MSCI AC World.	28
Ilustración 6. Comparación de los índices MSCI Emerging Markets / Semiconductors & Semiconductor Equipment y Nasdaq.	30

1. Introducción

1.1. Motivación y justificación del tema

La motivación de este estudio surge de la rápida evolución de la tecnología y de las tendencias actuales en la industria de los semiconductores. La expansión de las aplicaciones de inteligencia artificial y las redes 5G impulsan la demanda de semiconductores, indicando un crecimiento significativo en este sector (Tavva, 2023).

NVIDIA, una empresa tecnológica norteamericana, es un ejemplo de los avances en inteligencia artificial. Sus aportaciones en el desarrollo de las unidades de procesamiento gráfico (GPUs) han facilitado mejoras sustanciales en los rendimientos de las tecnologías basadas en inteligencia artificial, apoyando a empresas líderes como OpenAI. Por consiguiente, NVIDIA ayuda al desarrollo tecnológico en sectores como el de las telecomunicaciones (Dally, Keckler, & Kirk, 2021).

Adicionalmente, la justificación de la elección de este tema nace de analizar las estrategias que miran a futuro abarcando diferentes industrias, en vez de tener un enfoque retrospectivo. Como mencionan, Song et al. (2018), Bartram y Bodnar (2012), y Lee et al. (2011) en sus artículos, existe una interrelación entre empresas en mercados emergentes y empresas en mercados desarrollados en distintos ámbitos. Las empresas en mercados emergentes ofrecen fuentes alternativas de componentes críticos, contribuyendo a la diversificación de las cadenas de suministro. Además, la reducción en costes laborales y operativos característicos de estas regiones permiten estrategias de precios competitivas. La integración de las empresas de los mercados emergentes en las cadenas de suministro mundiales, facilitada por unos costes más bajos y unas capacidades técnicas cada vez mayores, supone una dependencia mutua que comprende el acceso a la tecnología (Gereffi, 2015).

En línea con lo anterior, la integración de las empresas a nivel global se ha visto amplificada por el aumento en la demanda de servicios de tecnología y telecomunicaciones a raíz de la pandemia (Christian, Wang, & Solomon, 2021). Estos servicios conllevan el uso de chips, y la presencia de estos en productos de uso diario refleja la dependencia de las empresas a nivel global. Este hecho permite plantear el análisis de la interrelación entre las empresas que fabrican chips con las que dependen de ellos, para determinar si se trata de una relación causal entre países emergentes y el rendimiento de empresas tecnológicas en países desarrollados. Sin embargo, limitarse a

estudiar una empresa por sector no capturaría la realidad de manera adecuada. Por ello, sería preferible examinar esta relación de forma que se proporcione una visión más amplia y representativa.

El último aspecto sobre la justificación del tema y del enfoque al mismo está relacionado con las oportunidades y estrategias de inversión en el sector tecnológico. Los mercados emergentes ofrecen oportunidades de obtención de mayores rentabilidades al tratarse de entornos cuyas empresas muestran considerable margen de crecimiento (Cole, Melecky, Mölders, & Reed, 2020). Sin embargo, para que la inversión sea atractiva, es fundamental que esté en línea con la estrategia corporativa. No obstante, la liquidez en los mercados emergentes se ha visto limitada, lo cual supone una barrera frente al apetito de inversión (Alhassan & Naka, 2020). Consecuentemente, invertir en mercados emergentes podría resultar más arriesgado que hacerlo en mercados estables.

1.2. Objetivo y metodología del trabajo

El trabajo se basa en la hipótesis de que los movimientos en los mercados emergentes influyen en las cadenas de suministro de las empresas en mercados desarrollados. Desde un enfoque de la industria de semiconductores, el objetivo del trabajo es evaluar si los rendimientos de las empresas de semiconductores en mercados emergentes afectan a los rendimientos de las empresas tecnológicas en economías avanzadas. Por tanto, la hipótesis nula del estudio es que el desarrollo de las empresas de semiconductores en mercados emergentes no afecta al desarrollo económico de las empresas tecnológicas en mercados desarrollados. En esta línea, las hipótesis planteadas son las siguientes:

H0: "El desarrollo de las empresas de semiconductores en mercados emergentes no afecta al desarrollo económico de las empresas tecnológicas en mercados desarrollados."

H1: "El desarrollo de las empresas de semiconductores en mercados emergentes afecta al desarrollo económico de las empresas tecnológicas en mercados desarrollados."

Para testar la hipótesis nula, la metodología del estudio estará dividida en varias secciones que incluirán un análisis de la literatura previa, así como de la industria de los semiconductores, finalizando con la aplicación práctica del Test de Causalidad de

Granger. Para llevar el estudio a cabo, se han empleado como fuentes de información artículos de las bases de datos académicas como Google Scholar, JSTOR, Research Gate y Elsevier, entre otras. También, se ha incluido información contenida en libros en los que se desarrollan conceptos matemáticos, fundamentales para ciertas partes del trabajo.

Asimismo, con el propósito de facilitar la comprensión al lector, la metodología del código en Python se detallará en la sección de “Metodología para realizar el Test de Causalidad de Granger”.

1.3. Estructura del trabajo

Tras la primera sección del trabajo, en la que se determinan los objetivos y la metodología, la sección 2 se centra en el análisis de la industria de los semiconductores. Los hitos principales de esta sección consisten en comprender qué son los semiconductores y su importancia en la fabricación de dispositivos electrónicos, destacando su contribución en el desarrollo e innovación en el sector tecnológico.

Seguidamente, las secciones 3 y 4 giran en torno a tests de causalidad. La sección 3 trata de la literatura existente acerca de los tests, focalizando en el Test de Causalidad de Granger. Después, la sección 4 aborda la aplicación práctica del Test de Causalidad de Granger a dos índices para determinar si se puede rechazar la hipótesis nula.

Es importante subrayar que este estudio no intenta brindar asesoramiento o recomendaciones sobre inversiones en mercados emergentes o en la industria de los semiconductores. Se propone, en su lugar, analizar la hipótesis inicial a partir de fuentes académicas y el análisis de índices específicos.

2. La industria de los semiconductores

Los semiconductores son componentes esenciales en los dispositivos electrónicos, compuestos por silicio, germanio u otros productos químicos puros a los que se les añade pequeñas cantidades de impurezas que generan cambios en sus propiedades. Generalmente, los semiconductores están presentes en equipos electrónicos en forma de microprocesadores, circuitos integrados y módulos de memoria (Semiconductor Industry Association, 2024).

En línea con el objetivo, tener una comprensión básica sobre la industria de los semiconductores es relevante para analizar cómo se desarrollan las empresas que forman parte de ella. Por ello, se incluye de forma somera tanto la clasificación de los semiconductores como sus aplicaciones y su relevancia en las cadenas de suministro.

2.1. Clasificación de los semiconductores

En función de su pureza, los semiconductores pueden ser intrínsecos o extrínsecos. Mientras que la primera categoría hace referencia a aquellos cuya estructura se compone de un tipo de átomo, la segunda comprende aquellos cuya composición contiene impurezas. Las impurezas se añaden a los semiconductores mediante un proceso denominado dopaje y, a medida que incrementa su presencia, aumenta la conductividad del semiconductor. Existen dos tipos de semiconductores dopados, N o P, en función del tipo de átomos que se añadan a un semiconductor intrínseco. Un semiconductor N es el resultado de añadir átomos pentavalentes a un semiconductor intrínseco, y un semiconductor P es el resultado de añadir átomos trivalentes a un semiconductor intrínseco. El nombre del tipo de átomo añadido hace referencia al número de electrones en la última capa del átomo (Domingo, 2020).

Las cualidades de los semiconductores, ya sea como conductores o aislantes, les han convertido en elementos fundamentales en electrónica, particularmente por la sensibilidad en la conectividad. Esto se debe a que, a diferencia de los conductores, los semiconductores tienen dos sentidos, y pueden transmitir corriente en uno de ellos con más facilidad (Rahman, 2014). No obstante, sus características también pueden variar a causa de su exposición a campos eléctricos, temperatura o luz.

2.2. Aplicaciones y cadenas de suministro de los semiconductores

Los semiconductores tienen aplicaciones diversas y versátiles. Un avance destacado en su uso está relacionado con la disminución de la pérdida de conducción, lo que ha llevado a una mayor eficiencia en la conversión de energía y a un mejor rendimiento de los sistemas en general. Gracias a estas mejoras, los semiconductores se han vuelto fundamentales en sectores clave como el de los vehículos eléctricos y la

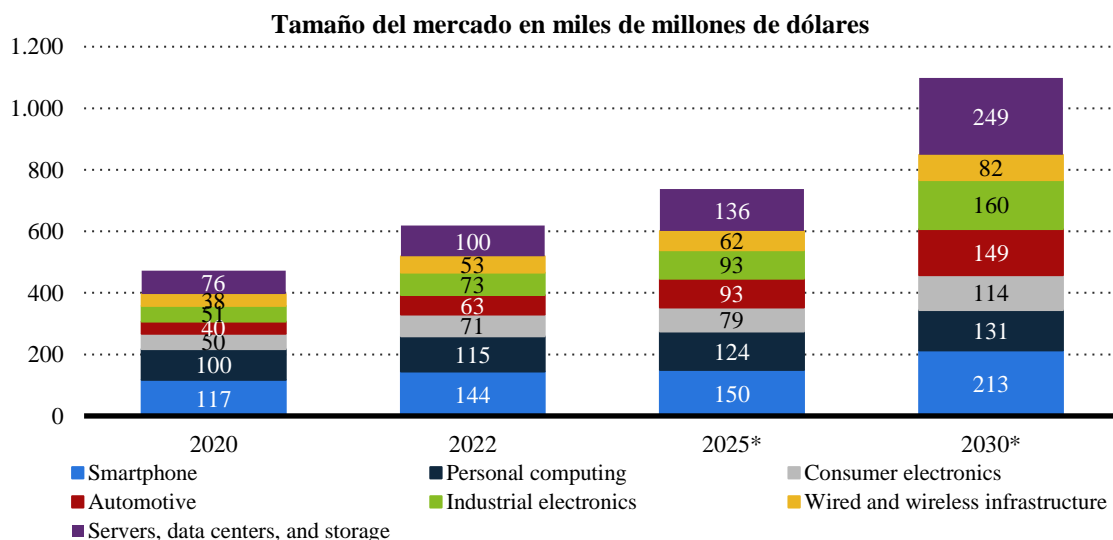
automatización industrial, donde la optimización de la eficiencia energética es importante para lograr un mayor rendimiento (Rafin, y otros, 2023).

Adicionalmente, las aplicaciones de los semiconductores pueden consistir en reducir el tamaño de objetos ya existentes, especialmente en dispositivos electrónicos. Los semiconductores ayudan a la creación de dispositivos muy pequeños, chips, que integran una gran cantidad de datos de las señales ópticas. Esto se consigue gracias a circuitos electrónicos muy pequeños, llamados circuitos nanoelectrónicos (Carvalho & Mejía-Salazar, 2020)

Actualmente, los LEDs, también denominados dispositivos optoelectrónicos, son dispositivos semiconductores que ofrecen soluciones a problemas en procesos de fabricación y que son difíciles de detectar. Estos dispositivos ofrecen una alternativa no invasiva en cuanto a conexiones de soldaduras, difícil de detectar por medios convencionales (Anjos, Oliveira, & Machado, 2022).

En el contexto global actual, la industria de los semiconductores se encuentra en una fase de crecimiento acelerado. La pandemia y el confinamiento trajeron consigo cambios en estilos de vida y formas de trabajo, induciendo la transformación de diferentes industrias. Desde entonces, la demanda de los dispositivos electrónicos ha experimentado un notable aumento. Como se puede observar en la Ilustración 1, las ventas en el mercado de semiconductores alcanzaron 619 mil millones de dólares en 2022, un 31% más respecto a 2020 (Statista, 2024).

Ilustración 1. Mercado mundial de semiconductores 2020-2030, por aplicación.



Fuente: Elaboración propia en base a los datos del informe sobre Intel (Statista, 2024).

La Ilustración 1 sugiere un aumento generalizado del mercado. En especial, se espera que el tamaño de mercado de los centros de datos se triplique de 2020 a 2030, siendo el principal motor del crecimiento de la industria. Esto se ve respaldado por el hecho de que los centros de datos representan un 16% del tamaño total de mercado en 2020, frente a un 23% en 2030. Adicionalmente, la categoría de ordenadores para uso personal es la que más disminuye a lo largo del mismo periodo. Teniendo en cuenta la contribución proporcional de la categoría a la cuota de mercado de la industria en cada año respectivamente, *personal computing* muestra una contribución del 21% en 2020 y del 12% en 2030, resultando en un decrecimiento de cuota de mercado del 9%.

Sin embargo, en cuanto a lo que se refiere a volúmenes, la industria automotriz ha experimentado una significativa reducción en su producción debido a los cuellos de botella en las cadenas de suministro. Como consecuencia, esto resultó en una disminución aproximada de 3,9 millones de unidades en 2021 (Frieske & Stieler, 2022).

La escasez de chips, a partir de 2020, ha tenido como principal responsable al incremento repentino de la demanda de equipos electrónicos a raíz de la pandemia, que provocó a su vez, el cierre de instalaciones de fabricación (GAO, 2022). Desde entonces, el auge del teletrabajo y de la docencia online también han contribuido a una mayor demanda de dispositivos electrónicos.

El aumento en la producción de equipos electrónicos en países asiáticos ha hecho que el mercado de producción y ensamblaje de semiconductores haya pivotado de mercados americanos y europeos a mercados asiáticos. Este cambio ha sido impulsado principalmente por la concentración de la fabricación en países como Taiwán y Corea del Sur, y ha tenido un impacto notable en la dinámica global del mercado de semiconductores (Mark & Roberts, 2023).

Además de lo mencionado, otras fuentes destacan más factores que motivan el redireccionamiento en la producción de chips: la inversión por parte del gobierno chino en la producción y calidad de los semiconductores, junto con la facilidad de China a apoyar actividades intensivas en capital (Choi, 2023).

Por otra parte, en el contexto de las cadenas de suministro, el desarrollo de las compañías a nivel global se ha visto perjudicado por la escasez de chips, provocando retrasos en plazos producción y encarecimiento de productos (Aboagye, Burkacky, Mahindroo, & Wiseman, 2022). Según un informe de *World Trade Organization*, la

cadena de suministro global de semiconductores ha evolucionado gracias a la innovación en el proceso de producción (Yeung, Huang, & Xing, 2023). No obstante, este desarrollo ha ido acompañado de una gran complejidad, principalmente debido a factores descritos a continuación.

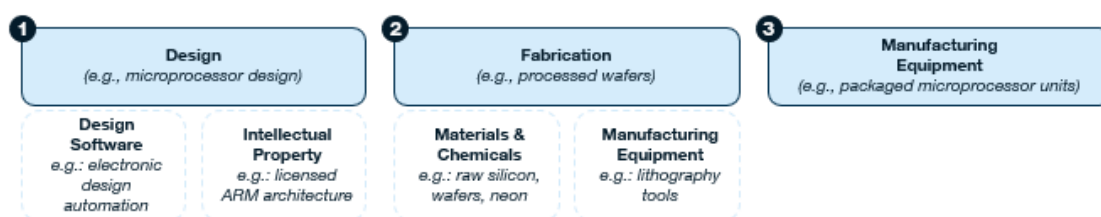
En respuesta a la complejidad de sus procesos, las empresas han adoptado el modelo "fabless-foundry", centrando sus esfuerzos en el diseño de chips y delegando su producción a empresas especializadas. Este enfoque permite una mayor especialización, fomentando la innovación y la eficiencia en la fabricación (Wang & Lin, 2021).

En segundo lugar, la fabricación de chips conlleva la participación de diversos agentes en todo el mundo, y a lo largo de las distintas actividades productivas. Se trata de un proceso que consta de varias fases entre las que se encuentran el diseño, la fabricación, el ensamblaje, el empaquetado y las pruebas (Khan, Mann, & Peterson, 2021). A pesar de contar con una estructura definida, el proceso es muy complejo por diferentes motivos. Un aspecto crítico es la necesidad de una precisión milimétrica y medidas estrictas para prevenir cualquier contaminación de los materiales, lo cual es indispensable para asegurar un producto final de alta calidad (Han, Zhao, & Sun, 2023). Además, el grabado (*etching*) es una parte crucial del proceso que consiste en extraer capas específicas de láminas finas (*wafers*) de silicio y crear patrones complejos para los circuitos miniaturizados (Kanarik, Lill, Hudson, & Sriraman, 2015).

Dado el alto grado de sofisticación requerido, actualmente, ningún país tiene las capacidades y recursos para desempeñar todas las funciones de principio a fin. Unido a los desafíos logísticos, cabe destacar la dimensión temporal del proceso, de entre cuatro y seis meses de duración (Thadani & Allen, 2023).

La Ilustración 2 detalla las etapas de la cadena de suministro de semiconductores, tomando como ejemplo un caso práctico de fabricación de procesadores para teléfonos móviles. El proceso comienza en EE.UU., con el diseño del procesador, de donde también se obtiene una parte significativa del equipo empleado, junto con aportaciones adicionales de Japón y Europa. Seguidamente, el silicio se refina en EE.UU., y se convierte en obleas en Japón y Corea del Sur. Por último, la etapa de ensamblaje se lleva a cabo en fases consecutivas y en diferentes localizaciones como Taiwán, Malasia y China (Palma, Varadarajan, Goodrich, Lopez, & Patil, 2022).

Ilustración 2. Ejemplo de fases en la cadena de suministro de los semiconductores.



Fuente: Elaboración propia en base a Mapping the Semiconductor Supply Chain: The Critical Role of the Indo-Pacific Region (Thadani & Allen, 2023).

La concentración geográfica del ensamblaje de obleas de semiconductores en Asia aumenta la vulnerabilidad a tensiones geopolíticas (Martin, y otros, 2023). Por este motivo, cada vez son más las empresas que apuestan por la diversificación de las cadenas de suministro para mitigar riesgos. A medida que esta estrategia gana tracción, el enfoque se dirige hacia la inclusión de economías emergentes como parte integral de esta transformación (Wang & Chiu, 2014). Adicionalmente, la integración de tecnologías avanzadas y el desarrollo de infraestructuras sostenibles son fundamentales para asegurar cadenas de suministro resilientes y eficientes que puedan responder a las demandas del futuro (Okada & Shirahada, 2022).

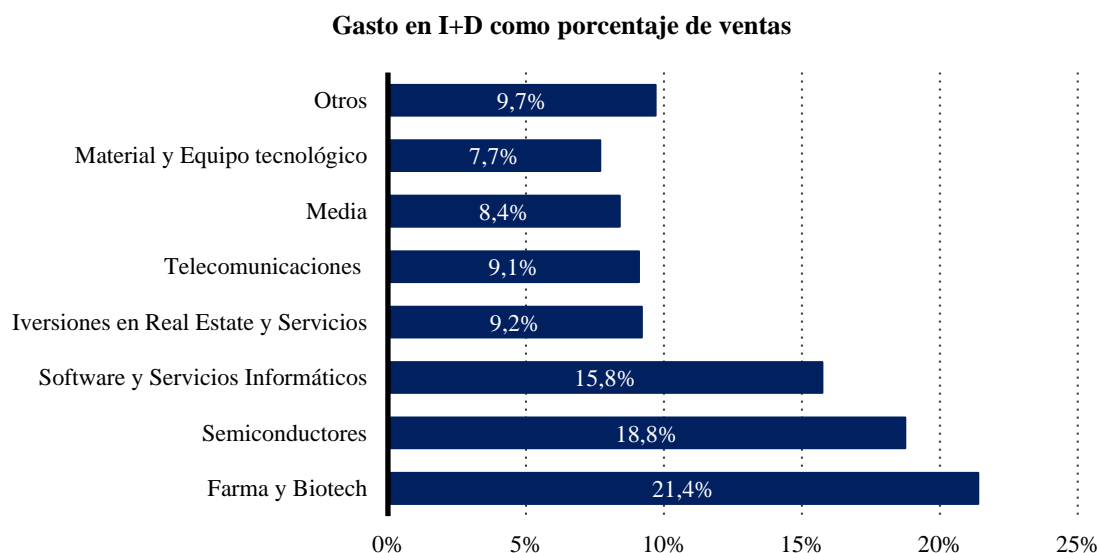
2.3. Semiconductores en mercados emergentes

La conexión entre mercados facilita la movilidad de los semiconductores desde mercados emergentes hacia centros de innovación y plantas de producción de corporaciones en diferentes industrias (Kalshyan, 2023). Esta dinámica subraya la importancia de analizar cómo las empresas de mercados emergentes pueden influir en la cadena de valor global, especialmente debido al papel que desempeñan los semiconductores en distintas industrias (Mark & Roberts, 2023).

Además, centrando la atención en EE.UU., la Asociación Industrial de Semiconductores (SIA) destaca que la inversión en investigación y desarrollo (I+D) es fundamental para mantener la competitividad en la industria de los semiconductores. En 2022, la inversión en I+D alcanzó los \$109 mil millones, con un crecimiento anual compuesto del 6,3% desde 2001. Gracias a esta inversión, y como muestra la Ilustración

3, la industria de semiconductores estadounidense se posiciona líder en gasto de I+D entre las principales industrias del país, subrayando la importancia estratégica de los semiconductores en la innovación tecnológica global (SIA, 2023).

Ilustración 3. Gasto en I+D como porcentaje de ventas en 2022.



Fuente: Elaboración propia en base al informe *The 2022 EU Industrial R&D Investment Scoreboard* (Grassano, y otros, 2022).

En cambio, el impacto medioambiental de la producción de semiconductores cuestiona la responsabilidad corporativa y la sostenibilidad en las empresas. Las medidas a las que tienen que hacer frente las empresas en mercados desarrollados para reducir su huella de carbono son cada vez más restrictivas (European Commission, 2024). Asimismo, la inversión en procesos de I+D empieza a ser una forma de gestionar las emisiones producidas. Las decisiones relacionadas con los mercados emergentes y las economías en desarrollo son fundamentales, ya que las emisiones de carbono de estos países suponen dos tercios de las globales (International Energy Agency, 2021).

Igualmente, la producción de los semiconductores tiene un impacto ambiental que afecta a nivel global. En su investigación, Marcello Ruberti resalta que las compañías están invirtiendo cada vez más en I+D para ofrecer productos en línea con la rápida evolución de la tecnología. Aunque a priori parece un catalizador de crecimiento de las empresas, la inversión en I+D está relacionada con un incremento en las emisiones de gases de efecto invernadero (GHG) y la generación de desechos (Ruberti, 2023). Otros estudios, como respalda Pelcat (2023), afirman que la fabricación de componentes de

chips requiere una gran cantidad de materias primas y produce una considerable cantidad de desechos. Según su investigación, el tamaño de una empresa y la sofisticación de sus productos no implican necesariamente una menor huella de carbono o producción de desechos por unidad.

La literatura sobre innovación y transferencia tecnológica entre mercados desarrollados y emergentes destaca una dependencia mutua, como respaldan en sus estudios Liu et al. (2021), y Parameswar et al. (2018). Los semiconductores, cruciales en el desarrollo tecnológico, están omnipresentes en productos cotidianos (Kazanskiy, Khonina, & Butt, 2024), subrayando la dependencia global de empresas, tanto tecnológicas como de otros sectores, que incorporan tecnología moderna en sus procesos de producción (Ritu Raj Lamsal & Bhusal, 2023).

Dado este contexto, surge el interés de estudiar aquellos países que albergan a las mayores productoras de estos materiales, mostrando el rol crítico de los mercados emergentes en las cadenas de suministro. El análisis de los fabricantes de semiconductores revela contribuciones significativas de aquellos situados en mercados emergentes, como es el caso de India (Patra & Krishna, 2015) y de regiones asiáticas (Grimes & Du, 2022).

De la misma manera, la selección del país es fundamental a la hora de invertir en mercados emergentes (Robeco, 2021). A la vez, un factor a considerar es el riesgo de la trampa de ingresos medios, o *middle income trap*. Este fenómeno representa un obstáculo que restringe la capacidad de los países de ingreso medio para competir internacionalmente en el mercado de bienes estandarizados. Consecuentemente, el crecimiento en esas regiones es significativamente más lento. Además, la transición económica es más complicada ya que no hay equidad competitiva (Griffith, 2011). Para evitar esta situación, se sugiere que la innovación y la inversión impulsen el cambio de una economía de ingresos medios a una economía de ingresos altos (Paus, 2017).

La literatura previa sobre la industria de los semiconductores y los mercados emergentes indica una relación de dependencia con las corporaciones tecnológicas. Como se ha tratado en esta sección, y sustentado por las fuentes consultadas, se puede inferir que existe una relación de causalidad entre desarrollo de tecnología y semiconductores. Esto se observa a través de las disrupciones en la cadena de producción global, la demanda incesante de productos tecnológicos o centrados en chips, y el desarrollo de

productos apoyado en innovación. Lejos de quedarse en un plano teórico, sería apropiado analizar si esta potencial relación de causalidad podría verificarse mediante pruebas empíricas y un enfoque cuantitativo.

3. Marco teórico

En esta sección del proyecto se pretende dar una perspectiva sobre la literatura existente acerca de los pilares fundamentales del trabajo. Para ello, se analizarán los diferentes tipos de tests de causalidad y se finalizará la sección estudiando en detalle el Test de Causalidad de Granger.

3.1. Tipos de tests de causalidad

La literatura previa sobre las aplicaciones de diferentes test de causalidad sugiere que ciertos tests son más apropiados que otros, en función del objetivo de la investigación. Por ejemplo, el Test de Causalidad de Granger se emplea con frecuencia para hallar correlaciones predictivas en series temporales en finanzas y economía (Granger, 1969). Sin embargo, el Test de Causalidad de Sims es más adecuado para las investigaciones multivariantes en las que es necesario registrar interacciones complejas entre varias variables (Sims, 1980). En el caso de que las series no sean estacionarias, el Test de Causalidad de Toda-Yamamoto ofrece una alternativa frente a los tests anteriores, ya que permite comprobar causalidad de series temporales sin necesidad de transformar las variables para que sean estacionarias (Toda & Yamamoto, 1995).

Por una parte, Ali Shojaie y Emily B. Fox destacan las aplicaciones del test de Granger en distintos campos, en su artículo, *Granger Causality: A Review and Recent Advances* (Shojaie & Fox, 2022). En el artículo se menciona que el test se puede emplear en economía (Chiou-Wei & Zhu, 2008) y finanzas (Hong, Liu, & Shouyang, 2009), neurociencia (Seth, Barrett, & Barnett, 2015) y meteorología (Mosedale, Stephenson, Collins, & Mills, 2006). Además, Craig Hiemstra y Jonathan D. Jones, han contribuido al desarrollo y aplicación del test en el análisis de causalidad entre precios y volúmenes de acciones (Hiemstra & Jones, 1994).

Por otro lado, los estudios basados en el Test de Sims en el ámbito financiero también son frecuentes. La aplicación del test a la evaluación de la relación causal entre el mercado y el crecimiento económico es un caso de estudio que refleja su utilidad (Muslumov & Aras, 2006). Asimismo, el test se ha implementado para explorar la causalidad entre la industria bancaria y el crecimiento económico (Coccorese, 2008).

El test de Toda-Yamamoto también ha ido aplicado en un ámbito similar al de este trabajo. Un ejemplo de aplicación es la investigación de la relación entre el desarrollo financiero y el crecimiento económico bajo la perspectiva de naciones en proceso de desarrollo (Okuyan, 2022). Igualmente, otro ejemplo es el estudio de la relación entre el desarrollo financiero, el crecimiento económico y la desigualdad de ingresos empleando datos de 23 naciones de la Unión Europea (Sotiropoulou, Giakoumatos, & Georgopoulos, 2023).

3.1.1. Test de Causalidad de Sims

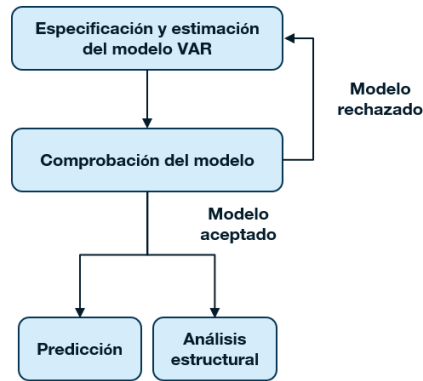
El test de causalidad de Sims es una herramienta fundamental para el análisis de causalidad en series temporales. En 1980, Christopher A. Sims desarrolló el test en su publicación *Macroeconomics and Reality* (Sims, 1980). El test se basa en el enfoque de vectores autorregresivos (VAR) y permite evaluar la dirección de las relaciones causales entre variables económicas.

En su obra, Sims plantea formas de mejorar la interpretación de los modelos macroeconómicos estadísticos a gran escala, con un enfoque dirigido hacia la mejora de la investigación empírica en macroeconomía. Una de las contribuciones principales de Sims consiste en utilizar herramientas como el test de causalidad aplicado a los modelos macroeconómicos. Este enfoque permite una evaluación más precisa de las relaciones causales entre variables económicas, ya que ayuda a comprender cómo ciertas variables influyen en otras. Así, el test de causalidad podría explicar fenómenos económicos complejos, hasta entonces explicados por modelos estadísticos a gran escala.

En el contexto del test de causalidad de Sims, es importante comprender qué es un modelo VAR. Por esto, considerando el objetivo inicial, resulta indicado hacer una breve introducción sobre el concepto, manteniendo el foco del presente trabajo. El modelo VAR (*Vector Autoregression*) está compuesto por un sistema de ecuaciones de regresión, donde cada variable se modela como una función lineal de sus valores pasados. A su vez,

la función lineal de VAR se compone por vectores de variables y errores (Cooley & LeRoy, 1985), y su proceso se puede ver representado en el esquema de la Ilustración 4.

Ilustración 4. Esquema del análisis VAR.



Fuente: Elaboración propia en base a *New Introduction to Multiple Time Series Analysis* (Lütkepohl, 2005).

El modelo de VAR parte de la ecuación fundamental de un modelo de autorregresión escalar. A continuación, se muestra la ecuación, de la que parte un modelo de autorregresión (Ecuación 1). Además, describe cómo una variable depende linealmente de sus propios valores anteriores. En la ecuación, la variable x_t se modela en base a sus valores pasados, representados por $\pi_i x_{t-i}$. Cabe destacar que, en cada término, i representa un efecto retardado sobre la variable actual x_t en $\pi_i x_{t-i}$ (Cooley & LeRoy, 1985).

Ecuación 1. Ecuación de la función lineal de la cual parte la auto regresión.

$$(1) x_t = \sum_{i=1}^t \pi_i x_{t-i} + \mu_t$$

Gracias a esta composición, el modelo captura cómo se relacionan las variables entre sí a lo largo del tiempo, facilitando la comprensión de cómo los cambios en una variable afectan a otras y viceversa.

Para evaluar si es adecuado aplicar el Test de causalidad de Sims al caso de estudio que se trata en este trabajo, se tomará como ejemplo el modelo presentado en el artículo académico *Vector Autoregressions, Policy Analysis, and Directed Acyclic Graphs: An Application to the U.S. Economy* (Awokuse & Bessler, 2003). En este artículo se analiza el modelo de la economía estadounidense usando datos trimestrales desde 1948 a 1979.

Los datos incluyen el Producto Nacional Bruto Real (GNP), la inversión real, el deflactor del GNP, el agregado monetario M1 (dinero en circulación), la tasa de desempleo y las tasas de los bonos del Tesoro. Tras aplicar el Test de Causalidad de Sims, se concluye que el modelo VAR, con las variables mencionadas, no es suficiente como para afirmar que existe significación estadística, y, por tanto, causalidad entre las variables estudiadas.

Igualmente, el artículo *Institutional Investors and Stock Market Development: A Causality Study* (Muslumov & Aras, 2006) pone de manifiesto otras aplicaciones del test. El objetivo de este trabajo es estudiar si el crecimiento de los inversores institucionales influye en el desarrollo del mercado de valores o si ocurre al revés. Además, se pretende evaluar si estas variables están relacionadas causalmente de forma interactiva. Para ello, se examinan los vínculos causales entre los inversores institucionales y el desarrollo del mercado de valores. Los datos empleados, de tipo panel, incluyen datos bursátiles y de activos financieros de inversores institucionales, así como indicadores macroeconómicos de 23 naciones de la OCDE. El horizonte temporal del estudio abarca desde 1982 hasta 2000. Tras aplicar el Test de Causalidad de Sims, los resultados muestran correlaciones positivas entre los inversores institucionales y el crecimiento del mercado bursátil. En este contexto, la interacción de las variables demuestra que la promoción de los inversores institucionales depende del crecimiento previo de los mercados de valores.

El test de Sims hace uso de modelos VAR para ofrecer un análisis exhaustivo de las interacciones entre múltiples variables macroeconómicas. Al aplicar este enfoque multivariante, se logra captar interacciones complejas que podrían ignorarse si se utilizara un único modelo de ecuación. Esto demuestra la adaptabilidad del test al contexto específico del análisis, permitiendo tratar todas las variables como endógenas, una práctica crucial en macroeconomía para entender cómo las variables se influyen mutuamente. Este método es sustentado por investigadores, como Enders (2004) además de Kilian y Lütkepohl (2017), quienes destacan la importancia de considerar las ecuaciones relevantes y el tratamiento de variables en este tipo de modelos económicos.

En cambio, Enders (2004) señala que una de las principales desventajas del modelo es su complejidad, refiriéndose a los comentarios de Sims sobre la implementación del test. Para que el test de Sims se aplique correctamente y sus resultados sean fiables, es esencial identificar correctamente las variables a incluir en el modelo VAR y asignar los retardos necesarios de manera precisa. Esto revela que, para

garantizar la validez y fiabilidad de los resultados obtenidos, se requiere un diseño y un análisis minuciosos.

Por tanto, se podrían resumir las fortalezas y debilidades del test en que, a pesar de su flexibilidad, los modelos son muy sensibles a las especificaciones, como la inclusión de variables, que pueden influir en el modelo.

Considerando lo mencionado sobre la sensibilidad y las características del Test de Causalidad de Sims, es importante destacar que tanto la selección del retardo como las variables que forman parte del modelo pueden distorsionar los resultados. Debido a estas limitaciones, no se ha seleccionado este test y se ha optado por considerar otras pruebas de causalidad que se adapten mejor al objetivo del trabajo.

3.1.2. Test de Causalidad de Granger

Clive W.J. Granger introdujo el Test de Causalidad de Granger en 1969 (Granger, 1969). Se trata de una metodología diseñada para evaluar las relaciones funcionales entre dos variables dentro de un contexto lineal (Stern, 2004). El propósito de esta prueba consiste en determinar si los valores pasados de una serie temporal son útiles para predecir los valores futuros de otra serie. Si es así, se concluye que la primera serie, X, causa la segunda, Y, destacando la importancia predictiva de los datos históricos en la serie temporal (Lam, Lam, Jaaman, & Lee, 2023).

La aplicación del Test de Causalidad de Granger se da en series temporales y estacionarias. Según Hamilton (1994), una serie temporal consiste en una secuencia de datos observados en intervalos de tiempo sucesivos. Los datos están ordenados en el tiempo para poder identificar relaciones entre variables a lo largo del tiempo. A la vez, el requerimiento principal para llevar a cabo el Test de Causalidad de Granger es que las series sean estacionarias. Como se indica en *Time Series Analysis* (Hamilton, 1994) y en *Basics for Forecasting a Stationary Time Series Using Information from Its Past* (Ramírez, 2020), la estacionariedad asegura que la media y la varianza de la serie temporal sean constantes a lo largo del tiempo. Al cumplirse esta condición, se asegura la consecución de resultados fiables.

En línea con lo anterior, y según Herranz (2017), para saber si una serie temporal es estacionaria se realiza una prueba de raíz unitaria. En este contexto, surge el test ADF (Augmented Dickey-Fuller), una prueba estadística para determinar si una serie temporal es estacionaria. En caso de no serlo, se dice que tiene una “raíz unitaria”. Dickey y Fuller (1979), Phillips y Perron (1988), junto con Lee y Strazicich (2003), se encuentran entre los economistas más renombrados que han hecho contribuciones acerca del concepto de raíz unitaria. No obstante, el punto de partida es el test ADF, a partir del cual se han propuesto alternativas con ánimo de que los tests capturen las series temporales lo mejor posible.

David Dickey y Wayne Fuller desarrollaron el test de Dickey-Fueller entre 1979 y 1981. En su investigación, *Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root*, se elaboró una metodología para detectar las raíces unitarias en series temporales, partiendo del test principal, *DF*, y concluyendo con el aumentado, *ADF* (Dickey & Fuller, 1979).

Luego, en 1988, Phillips y Pierre Perron desarrollaron el test Phillips-Perron (PP) como alternativa al test ADF. La principal diferencia es que este test es más robusto, en particular frente a auto correlación de errores (Phillips & Perron, 1988).

Más tarde, en 2003, Junsoo Lee y Mark C. Strazicich elaboraron otra forma de abordar las pruebas de raíz unitaria. La diferencia en cuanto a las mencionadas es que este test captura mejor los cambios estructurales en una serie temporal (Lee & Strazicich, 2003).

Ante las alternativas planteadas para la evaluación de la estacionariedad de las series temporales, este trabajo se apoyará en el test ADF ya que es el punto de partida para las alternativas sugeridas, lo que lo convierte en una referencia estándar y una base sólida para comparaciones. Adicionalmente, su uso extensivo en la literatura y en estudios empíricos refuerza su validez.

El Test de Causalidad de Granger se centra en la identificación de los valores históricos de una variable para determinar si influyen de manera estadísticamente significativa sobre los valores futuros de otra variable. Con este fin, la metodología se fundamenta en establecer una hipótesis nula y una alternativa, definir el horizonte temporal del análisis, y emplear estadísticos de prueba. Igualmente, ofrece la posibilidad de realizar el test en dos direcciones para testar la hipótesis de partida (Granger, 1969).

Según Tsay, la implementación del test conlleva especificar modelos VAR y evaluar si los coeficientes de las variables desfasadas temporalmente son conjuntamente significativos en la ecuación predictiva de la otra serie (Tsay, 2010). Lo último se puede observar si los estadísticos F son distintos de cero. Como recordatorio, el estadístico F es también conocido como “razón de verosimilitud”. Según Aldrich (2005), fue introducido por Ronald A. Fisher en *Statistical Methods for Research Workers* (Fisher, 1925). Se trata de un estadístico que compara la varianza explicada por los modelos completos, o *unrestricted*, (UR) y restringidos o reducidos, o *restricted*, (R) evaluando las sumas de los cuadrados de los residuos (SSE) de cada uno (Wooldridge, 2013). Como consiguiente, la expresión del estadístico F es la siguiente:

Ecuación 2. Estadístico F (I).

$$(2) F = \frac{\frac{SSE(R) - SSE(UR)}{q}}{\frac{SSE(UR)}{n - k - 1}},$$

donde q representa la diferencia de los grados de libertad del entre ambos modelos (Ecuación 3), y $n - k - 1$ representa los grados de libertad del modelo completo (Ecuación 4):

Ecuación 3. Estadístico F (II).

$$(3) q = df_r - df_{ur},$$

Ecuación 4. Estadístico F (III).

$$(4) df_{ur} = n - k - 1$$

Fuente: *Introductory Econometrics: A Modern Approach* (Wooldridge, 2013)

El modelo completo (F) intenta explicar la serie objetivo en función de los valores pasados de ambas series, tanto la predictora, que se está investigando como posible causa, como la predicha. Incluye los términos de retardo de ambas series. A diferencia del anterior modelo, el restringido (R) únicamente incluye los términos de retardo de la serie que está siendo predicha. No obstante, como referencian Bhattacharjee y Ghosh (2015), el modelo restringido puede ser representado con el subíndice 1 y el completo con el subíndice 2, así como sus grados de libertad como p_1 y p_2 respectivamente. De tal forma que el primer modelo de la ecuación tiene p_1 parámetros y, el segundo, p_2 , siendo $p_2 > p_1$.

Continuando con su desarrollo, el estadístico F compara la suma de los residuos al cuadrado (SSE), *Sum Squared Errors*, de dos modelos. La Ecuación 5 muestra los componentes del SSE, que se calcula mediante el cuadrado de la diferencia entre el valor de una variable, y_i , y la media de la serie a la que pertenece, \bar{y}_i .

Ecuación 5. Suma del cuadrado de los residuos.

$$(5) SSE_i = \Sigma(y_i - \bar{y}_i)^2$$

La elaboración matemática del test de Granger se desarrolla en su artículo académico *Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-spectral Methods* (Granger, 1969). No obstante, ha sido revisado recientemente por Shojaie y Fox (2022). A pesar de que en el artículo se abordan distintos casos, y atendiendo al propósito de este trabajo, se realizará el desarrollo apoyado en la fórmula de los modelos de dos variables.

Dicho esto, el punto de partida para el desarrollo matemático del test es que ambas series temporales tienen que ser estacionarias. En caso de no serlo, se han propuesto tests alternativos, como el de Toda-Yamamoto (1995), o formas de transformar las series como la diferenciación. Según algunos investigadores como Ryan et. al (2023) y Lin et. al (2003), la última transformación calcula las diferencias entre observaciones consecutivas para convertir las variables no estacionarias en estacionarias. Para el ejercicio de contextualización general del test en este trabajo, se asumirá que las series son estacionarias. Bajo esta hipótesis, la fórmula para cada serie se indica en las ecuaciones 6 y 7 respectivamente.

Ecuación 6. Conjunto de ecuaciones del modelo bivalente del Test de Causalidad de Granger (I).

$$(6) x_t = \sum_{j=1}^m a_j x_{t-j} + \sum_{j=1}^m b_j y_{t-j} + \varepsilon_t,$$

Ecuación 7. Conjunto de ecuaciones del modelo bivalente del Test de Causalidad de Granger (II).

$$(7) y_t = \sum_{j=1}^m c_j x_{t-j} + \sum_{j=1}^m d_j y_{t-j} + n_t,$$

donde x_t e y_t son los valores de las series temporales x e y en el tiempo. Partiendo de este contexto, a_j , b_j , c_j y d_j son los coeficientes de los modelos autorregresivos. Además,

ε_t y n_t representan el ruido en cada una de las ecuaciones, y no están correlacionadas. El último parámetro común es m , el número de retardos (*lags*) considerados. Los parámetros a_j , b_j , c_j y d_j representan los coeficientes de los valores pasados de x o y , en las ecuaciones a las que corresponden, de la siguiente manera:

- a_j – coeficientes de los valores pasados de x en la ecuación de x_t
- b_j – coeficientes de los valores pasados de y en la ecuación de x_t
- c_j – coeficientes de los valores pasados de x en la ecuación de y_t
- d_j – coeficientes de los valores pasados de y en la ecuación de y_t

En caso de que los parámetros b_j y d_j tomen un valor distinto a cero, se sugiere que hay relación causal entre las variables. A lo largo de los capítulos 4 y 5 de *Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-spectral Methods* (Granger, 1969) y en los capítulos 2 y 3 de *New Introduction to Multiple Time Series Analysis* (Lütkepohl, 2005) se demuestra en detalle el origen de los coeficientes.

Además, es conveniente mencionar que las ecuaciones (6) y (7) son el resultado del desarrollo de las implicaciones alternativas del Test de Causalidad de Granger (Hamilton, 1994). En el contexto del test aplicado a econometría, Hamilton señala que hay tres especificaciones sobre las que se fundamenta la aplicación del test. La más importante es la que se centra en las especificaciones de la auto regresión, mediante la cual se emplea una matriz de coeficientes x_t e y_t . Tras resolver el sistema de la matriz, se obtienen las ecuaciones mencionadas (6) y (7), se establece la hipótesis nula y se contrasta el valor del estadístico F con valores críticos del 5%.

Cabe destacar que, según una proposición de Hamilton desarrollada en el Capítulo 11 de *Time Series Analysis* (Hamilton, 1994), hay que comparar la suma de los residuos al cuadrado tras resolver las ecuaciones (6) y (7), como indica RSS_1 , con la suma de los residuos al cuadrado de una auto regresión univariante, como indica RSS_0 , en las ecuaciones (8) y (9) respectivamente.

Ecuación 8. Suma de los residuos al cuadrado del sistema de ecuaciones del modelo completo en el Test de Granger.

$$(8) \text{RSS}_1 = \sum_1^T \hat{u}_t^2$$

Ecuación 9. Suma de los residuos al cuadrado de una auto regresión univariante.

$$(9) \text{RSS}_0 = \sum_1^T \hat{e}_t^2$$

Tras calcular RSS_0 y RSS_1 , se compara la diferencia entre ambos con RSS_1 , dando lugar al estadístico S_1 (Ecuación 10). El primer término de la división se ajusta por el número de parámetros estimados, y el segundo por los grados de libertad.

Ecuación 10. Estadístico S_1 .

$$(10) \quad S_1 = \frac{\frac{\text{RSS}_0 - \text{RSS}_1}{p}}{\frac{\text{RSS}_1}{T - 2p - 1}},$$

donde p es el número de parámetros estimados, T el número de observaciones y $T-2p-1$ los grados de libertad.

A raíz de esto, S_1 se emplea para evaluar la hipótesis nula y se compara con niveles de significación del 1%, 5% y 10%. En este caso, si S_1 es mayor que el valor crítico del 5% para una distribución F, se rechaza la hipótesis nula de que Y no causa X , bajo el Test de Causalidad de Granger.

En el caso de que la muestra fuera de gran tamaño, el estadístico Chi-cuadrado ofrece una prueba alternativa al estadístico F para contrastar si existe dependencia (Diaconis & Efron, 1985). Además, tal como referencian Kwak y Kim (2017), el Teorema Central del Límite afirma que una muestra es considerada gran tamaño si su muestra está compuesta por más de 30 observaciones, ya que la distribución de la muestra se aproxima a la distribución normal estándar.

De cara a evaluar la aplicabilidad del Test de Causalidad de Granger en este trabajo, es conveniente revisar trabajos previos que han hecho uso de este test. Un caso destacado es el análisis de la causalidad entre el índice de precios del productor (IPP) y el índice de precios del consumidor (IPC) en México, de enero de 1994 a febrero de 2012. Los datos, extraídos del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) de México, incluyen el IPP y el IPC. En el estudio, se formulan dos hipótesis: si el IPP causa el IPC y viceversa. Para llevar el test a cabo, se analiza si los coeficientes son estadísticamente diferentes de cero mediante el Test de Causalidad de Granger. La conclusión es que existe una relación de causalidad unidireccional de los precios del consumidor a los precios del productor (Aguirre & Chávez, 2014).

Igualmente, Hiemstra y Jones emplearon el Test de Causalidad de Granger para determinar la relación entre retornos diarios y cambios porcentuales en los precios de las acciones del Dow Jones en el volumen diario del NYSE (Hiemstra & Jones, 1994). Es relevante mencionar que se han estudiado temas similares en ocasiones anteriores por Rogalski (1978), y por Smirlock junto con Starks (1988), entre otros, cuyas investigaciones se basan en relaciones lineales. Sin embargo, Hiemstra y Jones extendieron la aplicación de este test a relaciones no lineales. El estudio toma como fuente de datos los precios y volumen diarios entre 1915 y 1946, y 1947 y 1990. A diferencia de los trabajos anteriores, ellos emplearon estimadores no paramétricos de relaciones temporales, y se apoyaron en una versión revisada del test de Granger por Baek y Brock (1992). Sus hallazgos demuestran la importancia de probar la relación lineal y no lineal para la misma muestra de datos. Por una parte, los resultados del test lineal de Granger señalan que existe relación unidireccional de los retornos hacia el volumen. Por el contrario, aplicando el test de Baek y Brock, los resultados revelan que hay relación bidireccional entre los retornos de los precios de las acciones y el volumen.

Después de analizar dos ejemplos de aplicación del test, las ventajas principales radican en su capacidad para identificar relaciones dinámicas complejas mediante un enfoque relativamente sencillo. En el primer caso, se observa la adaptabilidad del test para detectar relaciones unidireccionales. Además, el segundo ejemplo resalta la flexibilidad del test, demostrando que su metodología puede adaptarse para examinar relaciones no lineales. Los casos analizados reflejan la versatilidad del test, permitiendo su uso en distintas situaciones al comparar el propósito inicial de cada test con el tipo de datos empleado.

Sin embargo, el segundo test en particular denota la posible necesidad de respaldar el caso de estudio analizado con otras pruebas. Esto puede implicar no solo una mayor complejidad del análisis, sino también un esfuerzo computacional adicional.

3.2. Elección del test de causalidad para el caso de estudio

A modo de resumen de la literatura abordada en esta sección, tanto el Test de Causalidad de Sims como el Test de Causalidad de Granger abordan cómo se relacionan las variables de un conjunto de datos que forman una serie temporal bajo un horizonte

temporal definido. A pesar de esto, ambos difieren en cuanto a fundamento teórico, metodología y suposiciones de partida, lo que hace que cada uno sea más adecuado para objetivos concretos.

Mientras que el Granger se centra en la historia de dos variables para determinar las relaciones causales, en función de la información que proporcionan los valores pasados de cada variable, Sims se basa en modelos donde múltiples variables pueden influirse mutuamente a lo largo del tiempo. En el ámbito del trabajo, Granger presenta una menor sensibilidad a la especificación del modelo porque no requiere especificación de modelos VAR, lo que reduce el riesgo de obtener resultados sesgados por culpa de una mala especificación.

Además, Granger se aplica generalmente en el contexto bivariante, en línea con el alcance del trabajo, ya que permite evaluar la causalidad entre dos variables específicas. Si fuera necesario, el test podría extenderse a contextos multivariantes con modelos VAR. Sin embargo, Sims parte directamente de una metodología basada en modelos VAR, que puede incluir muchas variables desde que se inicia el estudio.

En cuanto a las suposiciones de partida, ambos requieren que las series temporales sean estacionarias. No obstante, Granger puede tratar no estacionarias utilizando métodos de diferencias o cointegración (Hamilton, 1994).

Por todo lo mencionado, se llevará a cabo el Test de Causalidad de Granger para evaluar si el desarrollo de las empresas de semiconductores en mercados emergentes afecta al desarrollo económico de las empresas tecnológicas en mercados desarrollados.

4. Análisis empírico

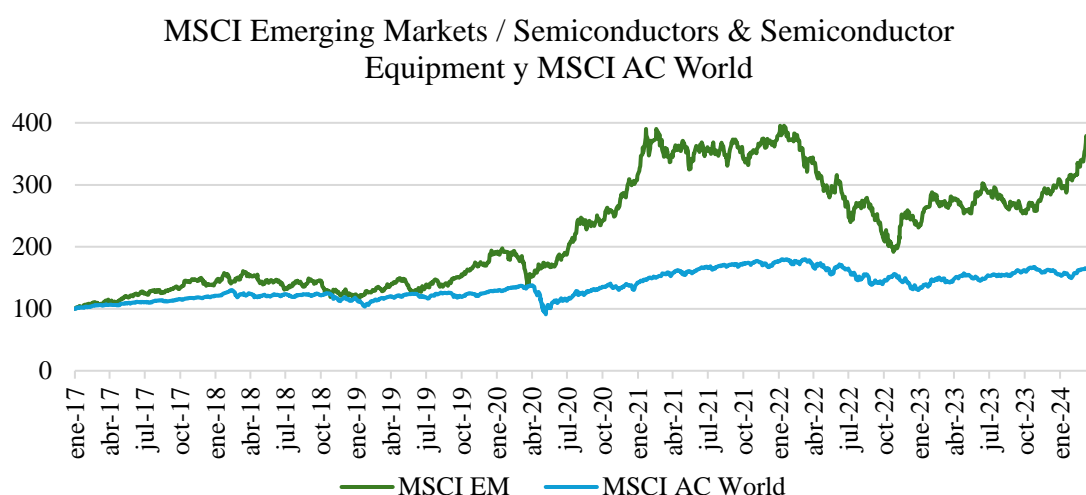
Con los datos y premisas establecidas, se procede al abordaje del objetivo principal de estudio desde una perspectiva práctica. Se hará uso del Test de Causalidad de Granger para determinar si existe suficiente evidencia estadística suficiente que permita rechazar la hipótesis nula. Como se ha mencionado en la sección de objetivos, la hipótesis nula postula que no hay un efecto causal de los retornos de las empresas de semiconductores sobre los retornos de las empresas tecnológicas.

4.1. Bases de datos

El contexto descrito lleva a considerar dos índices representativos, que incluye, por una parte, las empresas de semiconductores en mercados emergentes, y, por otra, un índice que englobe a empresas tecnológicas. Por consiguiente, la base de datos para realizar el Test de Causalidad de Granger está compuesta por las cotizaciones diarias del *MSCI Emerging Markets / Semiconductors & Semiconductor Equipment*¹, de ahora en adelante MSCI EM, y el *Nasdaq Composite*, Nasdaq. Los datos, obtenidos de FactSet, abarcan el periodo desde el 1 de enero de 2017 hasta el 28 de marzo de 2024. Este marco temporal se ha seleccionado con el propósito de usar el año 2020 como punto de referencia, incluyendo tres años anteriores y tres posteriores a dicho año, así como el primer trimestre de 2024.

Una vez abordado el contexto en el que se realiza el análisis, se explicarán los índices que componen la base de datos. El MSCI EM, cuyo proveedor es MSCI Global, está constituido por 67 empresas que forman parte de la industria de los semiconductores (FactSet, 2024). Para ilustrar la evolución de este índice, la Ilustración 5 muestra una comparativa de sus precios con el *MSCI All Country World Index* (MSCI AC World). El índice bursátil incluye tanto economías desarrolladas como emergentes.

Ilustración 5. Comparación de los índices MSCI Emerging Markets / Semiconductors & Semiconductor Equipment y MSCI AC World.



¹ El ticker del índice *MSCI Emerging Markets / Semiconductors & Semiconductor Equipment* en FactSet es MS778415.

Fuente: Elaboración propia en base a los precios diarios del *MSCI Emerging Markets / Semiconductors & Semiconductor Equipment* y *MSCI AC World* obtenidos de FacSet.

La Ilustración anterior refleja los precios de ambos índices con índice 100 a partir de enero de 2017. Se observa un crecimiento significativo del MSCI EM a partir del 2019, llegando a valores máximos en torno a 1,375 a finales de 2021, lo que representa 275 puntos por encima del punto de partida. Por el contrario, el *MSCI AC World* muestra un crecimiento más estable y constante. Además, el retorno anual medio obtenido ha sido del 17,9% con una volatilidad del 25% durante el horizonte temporal analizado.

Tabla 1. Retornos del MSCI Emerging Markets / Semiconductors & Semiconductor Equipment de 2017 al primer trimestre de 2024.

Año	Retorno anual	Volatilidad Anual
2017	-28,3%	15,0%
2018	14,7%	25,8%
2019	-35,3%	21,0%
2020	-39,8%	30,2%
2021	-16,7%	24,0%
2022	64,6%	32,1%
2023	-25,0%	22,1%
1T 2024 ²	-16,2%	26,9%

Fuente: Elaboración propia. Tabla basada en los valores de FactSet a abril de 2024 durante el periodo estudiado.

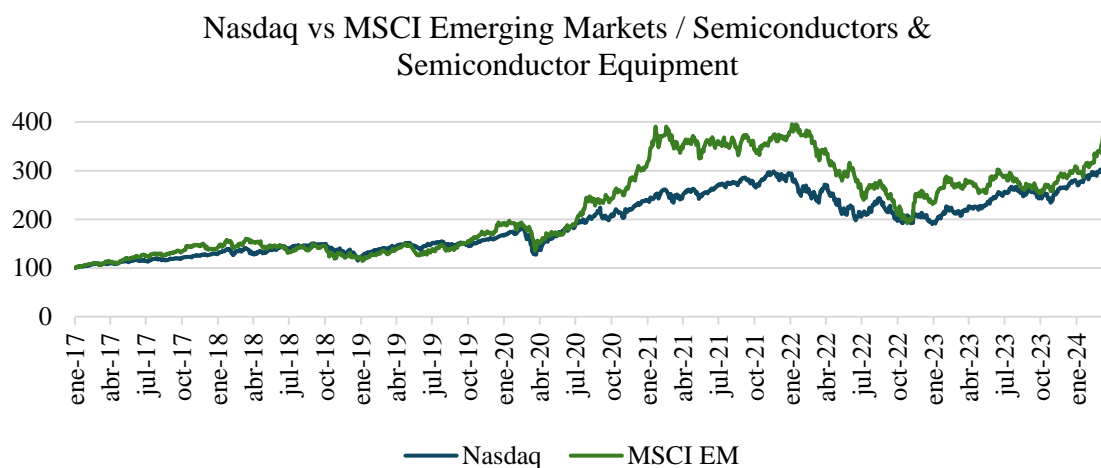
Los datos presentados en la tabla 1 muestran una notable volatilidad en los retornos anuales del MSCI EM. Aunque tanto en 2017 como en 2019 se registraron caídas significativas, el año 2020, marcado por el impacto del Covid-19, tuvo el retorno más bajo del período estudiado. En contraste, el retorno de 2022 muestra una recuperación destacada, pese a la reciente incertidumbre económica. La volatilidad, por su parte, refleja el riesgo del mercado y puede estar vinculada a los acontecimientos económicos y geopolíticos.

A diferencia del índice anterior, el Nasdaq, que engloba las principales empresas tecnológicas a nivel mundial. Se trata de un índice compuesto por más de 2.500 compañías (Nasdaq, 2024). La Ilustración 6 muestra diferentes tendencias a lo largo del periodo entre 2017 y 2024. El MSCI EM experimenta una mayor volatilidad,

² 1T 2024 hace referencia al primer trimestre del 2024.

especialmente a partir de 2020, mientras que el Nasdaq muestra un crecimiento más estable.

Ilustración 6. Comparación de los índices MSCI Emerging Markets / Semiconductors & Semiconductor Equipment y Nasdaq.



Fuente: Elaboración propia en base a los precios diarios del *MSCI Emerging Markets / Semiconductors & Semiconductor Equipment* y *Nasdaq* obtenidos de FacSet.

En línea con la tendencia de crecimiento más estable del Nasdaq, los años 2017 y 2019 muestran retornos positivos, pese a la ligera caída en 2018, posiblemente ligada a tensiones políticas y comerciales. A la par, el MSCI EM muestra mayor volatilidad en este periodo. En 2020, a pesar de la situación global, el Nasdaq registró retornos cerca del 40%, respaldando la tendencia de crecimiento observada en la Ilustración anterior. Más tarde, en 2023 y 2024, el MSCI EM continúa mostrando mayor volatilidad, mientras que el Nasdaq mantiene su tendencia de crecimiento, potencialmente impulsada por el desarrollo de la tecnología y el buen desempeño de las empresas que lo constituyen (The Market Intelligence Desk Team, 2024).

Tabla 2. Retornos del Nasdaq de 2017 al primer trimestre de 2024.

Año	Retorno anual	Volatilidad Anual
2017	29,1%	9,6%
2018	-4,6%	21,0%
2019	34,8%	15,7%
2020	43,4%	35,8%
2021	22,1%	18,0%
2022	-33,0%	32,0%
2023	44,2%	17,4%

Fuente: Elaboración propia. Tabla basada en los valores de FactSet a abril de 2024 durante el periodo estudiado.

4.2. Metodología para realizar el Test de Causalidad de Granger en Python

Para la ejecución del Test de Causalidad de Granger, se optará por analizar los retornos continuos de los índices en lugar de los precios absolutos. Esta elección se justifica porque los retornos proporcionan una medida dinámica del rendimiento, reflejando los cambios temporales en los precios. Además, los retornos tienden a mostrar la estacionariedad de las series temporales de cada índice. Los precios absolutos, en cambio, ofrecen una vista estática que no captura la volatilidad ni las tendencias a lo largo del tiempo.

Posteriormente, se ha realizado el Test de Causalidad de Granger en Python, haciendo uso de los paquetes *pandas* y *statsmodels*. Es relevante destacar que el segundo paquete contiene funciones específicas diseñadas para el Test de Causalidad de Granger, tales como *adfuller* y *grangercausalitytests*. Dadas estas funciones, junto con otras características de sus submódulos que se explicarán a continuación, se ha determinado que este paquete sería el más indicado para llevar a cabo el test.

El paquete *statsmodels* ofrece funciones para la estimación de modelos estadísticos que permite comparar los resultados con paquetes establecidos. A partir de este paquete, se emplea el submódulo *statsmodels.tsa.stattools*, diseñado específicamente para series temporales (*TSA* o *Time Series Analysis*). A su vez, este submódulo da acceso a funciones como *adfuller*, que realiza el test de Dickey-Fuller aumentado para determinar la estacionariedad de las series temporales. Además, *statsmodels.tsa.stattools* da acceso a *grangercausalitytests*, una función dentro de *stattools* para realizar el Test de Causalidad de Granger (Seabold & Perktold, 2010).

Al mismo tiempo, el código del test integra un componente clave: los retardos o *lags*. En este contexto, los retardos se emplean para incorporar valores pasados en una variable con el fin de probar si los valores pasados de una variable pueden predecir valores futuros (Hamilton, 1994). Como muestran Liew (2004), López y Weber (2017), Mighri,

et al. (2022), es común emplear criterios de información como el *Akaike Information Criterion* (AIC), propuesto por Akaike (1973), o *Bayesian Information Criterion* (BIC), propuesto por Schwarz (1978) para elegir el número de retardos apropiados. Se trata de criterios de selección, en este caso, de retardos. Ambos buscan equilibrar el ajuste del modelo y su complejidad, penalizando modelos con mayor número de parámetros para evitar el sobreajuste (Susko & Roger, 2019).

Conforme al objetivo del trabajo, el test parte de la hipótesis nula de que el desarrollo de las empresas de semiconductores en mercados emergentes no influye en el desarrollo económico de las empresas tecnológicas en mercados desarrollados.

Cabe destacar que, el primer paso para realizar el Test de Causalidad de Granger trata de verificar que las variables que forman el conjunto de datos a analizar son estacionarias. En caso de no serlo sería necesario realizar una transformación sobre las variables para lograr que fueran estacionarias, como por ejemplo realizar una diferencia de medias. En el caso de este estudio, y como también mencionan en su artículo Bailey et al. (2024), las series temporales han sido transformadas en estacionarias al pasar de precios a retornos.

4.3. Aplicación del Test de Causalidad de Granger

Confirmar la estacionariedad de las series de datos empleados es fundamental antes de aplicar el Test de Causalidad de Granger. Para verificarlo, se ha realizado el test de Dickey-Fuller Aumentado (ADF), cuyos resultados han demostrado que las series de las que parte el test son estacionarias, como muestra la tabla 3. No obstante, para más información, ver [Ilustración 2, Anexo 1](#).

Tabla 3. Resultados del Test ADF.

Índice	Estadístico ADF	p-valor	Valor crítico 1%	Valor crítico 5%	Valor crítico 10%
MSCI EM	-13.644	0.000	-3.434	-2.863	-2.568
Nasdaq	-14.923	0.000	-3.434	-2.863	-2.568

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados del p-valor la tabla 3 indican que se rechaza la hipótesis nula de la raíz unitaria en el test de ADF. Adicionalmente, en caso de que las series no hubieran sido estacionarias, el estadístico ADF tendría que haber sido mayor que los valores críticos para cada nivel de significación.

Dada la estacionariedad, y para realizar el ejercicio de evaluación, no es necesario realizar ninguna transformación, por lo que se procede directamente con el test. Considerando las características del conjunto de datos de partida, se analizan las relaciones entre series integrando dos y tres retardos. A pesar de que se ha probado a hacer el test con otros retardos ([Ilustración 4, Anexo 1](#)), usando dos y tres se captura la dinámica temporal de los datos, sugiriendo que no hay una evidencia fuerte como para que un mayor número de retardos aporte información adicional significativa. Además, un mayor número de retardos puede hacer que aumenten los errores de las estimaciones (Hanck, Arnold, Gerber, & Schmelzer, 2024). Por este motivo, se ha realizado el análisis con dos y tres retardos. Considerando esto, las tablas 4 y 5 muestran los resultados obtenidos:

Tabla 4. Resultados obtenidos tras realizar el Test de Causalidad de Granger aplicado a los retornos de los índices MSCI EM y Nasdaq con dos retardos.

Test	SSR	p valor
F Test	0.9152	0.4006
Chi2 Test	1.8353	0.8994

Fuente: Elaboración propia en base a (Seabold & Perktold, 2010) y (Mckinney, Perktold, & Seabold, 2011).

Tabla 5. Resultados obtenidos tras realizar el Test de Causalidad de Granger aplicado a los retornos de los índices MSCI EM y Nasdaq con tres retardos.

Test	SSR	p valor
F Test	0.7046	0.5493
Chi2 Test	2.1220	0.5475

Fuente: Elaboración propia en base a (Seabold & Perktold, 2010) (Mckinney, Perktold, & Seabold, 2011).

Referenciando a la teoría mencionada en el apartado anterior, en el contexto del Test de Causalidad de Granger, se emplea tanto el estadístico F como el chi cuadrado.

Mientras el primero evalúa si los retardos adicionales mejoran el ajuste del modelo bajo una distribución F, el segundo evalúa la misma hipótesis bajo una distribución diferente y es más adecuado para muestras de mayor tamaño. Si p-valor es menor que el nivel de significación del 5%, se rechaza la hipótesis nula. De lo contrario, no se rechaza.

Como se observa, para ambos casos el p-valor supera al nivel de significación del 5%. Por tanto, se concluye que no hay significación estadística, por lo que no se rechaza la hipótesis nula. Consecuentemente, no hay una relación de causalidad significativa entre el desarrollo de las empresas de semiconductores en mercados emergentes y el desarrollo económico de las empresas tecnológicas en mercados desarrollados.

5. Conclusión y futuras líneas de investigación

Desde un enfoque cualitativo, la literatura previa acerca de los semiconductores y los mercados emergentes sugiere una posible relación de causalidad entre las empresas de estos mercados y aquellas en mercados desarrollados que incorporan tecnología basada en semiconductores en sus procesos de producción. En el contexto de la producción, destacan los cuellos de botella a raíz del incremento de la demanda de tecnología, y la conexión entre regiones a lo largo de las diferentes fases de la cadena de producción de chips. Ligado al último punto, las emisiones de carbono representan un aspecto fundamental que gestionar, dado que las empresas deben cumplir con medidas de sostenibilidad cada vez más exigentes.

Tras realizar el Test de Causalidad de Granger aplicado a los índices seleccionados, se concluye que no hay causalidad entre ambos. A partir de este hallazgo, y bajo las condiciones en las que se ha realizado el test, las empresas tecnológicas en economías avanzadas no dependen del crecimiento de la industria de los semiconductores en mercados emergentes. Trasladando esto a un ámbito de dirección de negocio, se podría inferir que otros factores internos, como la innovación de las corporaciones, junto con otros externos, como la oferta y demanda de servicios y productos, o aspectos geopolíticos, desempeñan un papel más importante en su desarrollo.

Desde una perspectiva de gestión de riesgos, las alianzas estratégicas y el acceso a recursos son alternativas en momentos de incertidumbre. En referencia a la literatura previa, los cuellos de botella en las cadenas de suministro son determinantes para los resultados en las empresas en mercados desarrollados. Por esto, el desarrollo de las corporaciones tecnológicas debería girar en torno a aspectos internos como la especialización, tanto del capital humano como de las tareas realizadas, y el desarrollo de capacidades dentro de las organizaciones. En sí, la inversión en I+D podría apoyarse en tres pilares: innovación, eficiencia operativa y capacidad de rápida adaptación a las demandas del mercado. De esta forma, las empresas harían de la inversión en I+D un aliado para superar las disrupciones en las cadenas de suministro, así como fomentarían el cuidado de su razón de ser y estimularían su progreso hacia la competitividad a largo plazo.

De cara a las futuras líneas de investigación, se sugiere realizar variaciones tanto en los datos empleados como en el tipo de test utilizado. Primero, sería beneficioso emplear datos de otros índices para obtener una visión global, ya que el enfoque de este estudio ha sido principalmente hacia EE.UU. Además, el uso de otras pruebas como el test de Toda-Yamamoto ayudaría a contrastar los resultados obtenidos. Esta combinación, junto con la inclusión de otros índices de regiones desarrolladas, proporcionaría una perspectiva más precisa y completa.

Relacionado a lo anterior, se sugiere ampliar el enfoque del test para incluir otras variables económicas relevantes y extender el horizonte temporal. Como alternativa, se sugiere una segunda futura línea de investigación que comprenda tanto un periodo más amplio como otras variables. Así, el análisis sería más robusto y permitiría comprender mejor las interacciones entre cambios en factores económicos a lo largo del tiempo y geografías.

Gracias a las dos futuras líneas de investigación propuestas, se capturarían las dinámicas a largo plazo y los resultados del test podrían ayudar a tomas de decisión basadas en un conocimiento más sólido.

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, Alba Raquel Cameron de la Guerra, estudiante de Doble Grado en ADE y Business Analytics de la Universidad Pontificia Comillas al presentar mi Trabajo Fin de Grado titulado "Evaluación de la causalidad: retornos de semiconductores y su influencia en el rendimiento corporativo tecnológico", 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. **Crítico:** Para encontrar contra-argumentos a una tesis específica que pretendo defender.
2. **Referencias:** Usado conjuntamente con otras herramientas, como Science, para identificar referencias preliminares que luego he contrastado y validado.
3. **Interpretador de código:** Para realizar análisis de datos preliminares.
4. **Corrector de estilo literario y de lenguaje:** Para mejorar la calidad lingüística y estilística del texto.
5. **Sintetizador y divulgador de libros complicados:** Para resumir y comprender literatura compleja.
6. **Revisor:** Para recibir sugerencias sobre cómo mejorar y perfeccionar el trabajo con diferentes niveles de exigencia.

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: 5 de junio de 2024



Firma: _____

6. Bibliografía

- Aboagye, A., Burkacky, O., Mahindroo, A., & Wiseman, B. (2022). *Chip shortage: how the semiconductor industry is dealing with this worldwide problem*. Obtenido de World Economic Forum:
<https://www.weforum.org/agenda/2022/02/semiconductor-chip-shortage-supply-chain/>
- Aguirre, M. G., & Chávez, J. C. (2014). Relación de causalidad entre el índice de precios del productor y el índice de precios del consumidor incorporando cambios estructurales El caso de México. *Contaduría y administración*, Vol. 59, N° 2, 179-196.
- Akaike, H. (1973). Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle. En *Breakthroughs in Statistics* (págs. 610-624). Springer.
doi:https://doi.org/10.1007/978-1-4612-0919-5_38
- Aldrich, J. (2005). Fisher and Regression. *Statistical Science*, Vol. 20, No. 4, 401–417.
doi:10.1214/088342305000000331
- Alhassan, A., & Naka, A. (2020). Corporate future investments and stock liquidity: Evidence from emerging markets. *International Review of Economics & Finance*, Vol. 65, 69-83. doi:<https://doi.org/10.1016/j.iref.2019.10.002>
- Anjos, M., Oliveira, D., & Machado, A. S. (2022). Semiconductors (LEDs) quality control based in highresolution 3D X-ray microscope. *Brazilian Journal of Radiation Sciences*, 1-3; 12. doi:<https://doi.org/10.15392/2319-0612.2022.1955>
- Awokuse, T. O., & Bessler, D. A. (2003). Vector Autoregressions, Policy Analysis, and Directed Acyclic Graphs: An Application to the U.S. Economy. *Journal of Applied Economics*, 1-24.
- Baek, E., & Brock, W. (1992). A general test for nonlinear Granger causality: Bivariate model. Obtenido de
<https://users.ssc.wisc.edu/~wbrock/Baek%20Brock%20Granger.pdf>
- Bailey, J. R., Lindquist, W. B., & Rachev, S. T. (2024). Hedonic Models Incorporating ESG Factors for Time Series of Average Annual Home Prices.
doi:<https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.07132>
- Bartram, S. M., & Bodnar, G. M. (2012). Crossing the lines: The conditional relation between exchange rate exposure and stock returns in emerging and developed markets. *Journal of International Money and Finance*, Vol. 31, 766-792.
doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jimonfin.2012.01.011>
- Bhattacharjee, S., & Ghosh, S. K. (2015). Exploring Spatial Dependency of Meteorological Attributes for Multivariate Analysis: A Granger Causality Test Approach. *Eighth International Conference on Advances in Pattern Recognition (ICAPR)*, 1-6. doi:10.1109/ICAPR.2015.7050660
- Carvalho, W. O., & Mejía-Salazar, J. R. (2020). Plasmonics for Telecommunications Applications. *Sensors*, 20(9), 2488, 1-3. doi:<https://doi.org/10.3390/s20092488>

- Chiou-Wei, S. Z., & Zhu, C.-F. C. (2008). Economic growth and energy consumption revisited — Evidence from linear and nonlinear Granger causality. *Energy Economics*, Vol. 30 (6), 3063-3076.
- Choi, J. (2023). Growth of the Chinese Semiconductor Industry. doi:10.58445/rars.252
- Christian, A., Wang, P. J., & Solomon, D. (2021). The Impact of COVID-19 in the Tech Industry. *North American Academic Research*, 4(5), 155-161. doi:https://doi.org/10.5281/zenodo.4779046
- Coccorese, P. (2008). An investigation on the causal relationships between banking concentration and economic growth. *International Review of Financial Analysis*, Vol. 17(3), 557-570. doi:https://doi.org/10.1016/j.irfa.2006.11.002
- Cole, S., Melecky, M., Mölders, F., & Reed, T. (2020). Long-run Returns to Impact Investing in Emerging Markets and Developing Economies. *NBER WORKING PAPER SERIES, Working Paper No. 27870*, 1-57. Obtenido de <https://www.nber.org/papers/w27870>
- Cooley, T. F., & LeRoy, S. F. (1985). A theoretical Macroeconometrics: A Critique. *Journal of Monetary Economics* 16, 285.
- Dally, W. J., Keckler, S. W., & Kirk, D. B. (2021). Evolution of the Graphics Processing Unit (GPU). *IEEE Micro Special Issue of the 50th Anniversary of the Microprocessor*, 42-51. doi:10.1109/MM.2021.3113475
- Diaconis, P., & Efron, B. (1985). Testing for Independence in a Two-Way Table: New Interpretations of the Chi-Square Statistic. *Ann. Statist.* 13(3), 845-874. doi:10.1214/aos/1176349634
- Dickey, D., & Fuller, W. (1979). Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 427-431. doi:10.2307/2286348
- Domingo, G. (2020). Types of Semiconductors. En *Semiconductor Basics* (págs. 35-50). doi:10.1002/9781119597124.ch3
- Enders, W. (2004). *Applied Econometric Time Series*. Wiley.
- European Commission. (2024). *Guidance on the EU's F-gas Regulation and its legal framework*. Obtenido de EU- Rules: https://climate.ec.europa.eu/eu-action/fluorinated-greenhouse-gases/eu-rules_en
- FactSet. (2024). *MSCI EM (Emerging Markets) / Semiconductors & Semiconductor Equipment -IG (MS778415)*. Obtenido de <https://my.apps.factset.com/workstation/navigator/company-security/index-snapshot/MS778415>
- Fisher, R. A. (1925). *Statistical Methods for Research Workers*. Edinburgh: Oliver and Boyd.
- Frieske, B., & Stieler, S. (2022). The “Semiconductor Crisis” as a Result of the COVID-19 Pandemic and Impacts on the Automotive Industry and Its Supply Chains.

World Electric Vehicle Journal, 13(10), 7-9.
doi:<https://doi.org/10.3390/wevj13100189>

- GAO. (2022). Semiconductor Supply Chain: Policy Considerations from Selected Experts for Reducing Risks and Mitigating Shortages. *Highlights of GAO-22-105923, a report to Congressional Addressees*, 10. Obtenido de <https://www.gao.gov/assets/gao-22-105923.pdf>
- Gereffi, G. (2015). Global Value Chains, Development and Emerging Economies. *UNU-MERIT Working Papers*, 4-38. Obtenido de <https://downloads.unido.org/ot/99/24/9924327/WP18.pdf>
- Granger, C. W. (1969). Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-spectral Methods. *Econometrica*, Vol. 37, No. 3, 424-438.
- Grassano, N., Hernandez Guevara, H., Fako, P., Nindl, E., Georgakaki, A., Ince, E., . . . Tübke, A. (2022). *The 2022 EU Industrial R&D Investment Scoreboard*. Luxembourg: Publications Office of the European Union. doi:10.2760/485748
- Griffith, B. (2011). Middle-Income trap. En *The World Bank eBooks* (págs. 39-43).
- Grimes, S., & Du, D. (2022). China's emerging role in the global semiconductor value chain. *Telecommunications Policy*, Vol.46 (2). doi:<https://doi.org/10.1016/j.telpol.2020.101959>.
- Hamilton, J. D. (1994). *Time Series Analysis*. Princeton University Press.
- Han, B.-Y., Zhao, B., & Sun, R.-H. (2023). Research on Motion Control and Wafer-Centering Algorithm of Wafer-Handling Robot in Semiconductor Manufacturing. *Sensors*, 23(20). doi:<https://doi.org/10.3390/s23208502>
- Hanck, C., Arnold, M., Gerber, A., & Schmelzer, M. (2024). Introduction to Time Series Regression and Forecasting. En *Introduction to Econometrics in R* (págs. 332-333). Obtenido de <https://www.econometrics-with-r.org/ITER.pdf>
- Herranz, E. (2017). Unit root tests. *WIREs Comput Stat*, e1396. doi:10.1002/wics.1396
- Hiemstra, C., & Jones, J. D. (1994). Testing for Linear and Nonlinear Granger Causality in the Stock Price- Volume Relation. *The Journal of Finance*, Vol. 49, No. 5, 1639-1664. doi:<https://doi.org/10.2307/2329266>
- Hong, Y., Liu, Y., & S. W. (2009). Granger causality in risk and detection of extreme risk spillover between financial markets. *Journal of Econometrics*, Vol.150 (2) , 271–287.
- International Energy Agency. (2021). Financing Clean Energy Transitions in Emerging and Developing Economies. *World Energy Investment 2021 Special Report in collaboration with the World Bank and the World Economic Forum*, 23.
- Kalshyan, A. (2023). Evolution of the Global Semiconductor Trade Network: A Look at the Last Four Decades. 1-14.

- Kanarik, K. J., Lill, T. B., Hudson, E. A., & Sriraman, S. (2015). Overview of atomic layer etching in the semiconductor industry. *Journal of Vacuum Science & Technology A Vacuum Surfaces and Films*, 33(2). doi:10.1116/1.4913379
- Kazanskiy, N. L., Khonina, S. N., & Butt, M. A. (2024). Advancing frontiers: Semiconductor fibers in modern technology. *Optics Communications*, 1-13. doi:https://doi.org/10.1016/j.optcom.2024.130495
- Khan, S. M., Mann, A., & Peterson, D. (2021). The Semiconductor Supply Chain: Assessing National Competitiveness. *CSET Issue Brief*. Obtenido de <https://gwern.net/doc/cs/hardware/2021-khan.pdf>
- Kilian, L., & Lütkepohl, H. (2017). Structural Vector Autoregressive Analysis. *Cambridge University Press*, 1-20.
- Kwak, S. G., & Kim, J. H. (2017). Central limit theorem: the cornerstone of modern statistics. *Korean Journal of Anesthesiology*, Vol. 70, No. 2., 145-156.
- Lam, W. S., Lam, W. H., Jaaman, S. H., & Lee, P. F. (2023). Bibliometric Analysis of Granger Causality Studies. *Entropy*, 25 (4), 632, 1-24.
- Lee, J., & Strazicich, M. C. (2003). Minimum Lagrange Multiplier Unit Root Test with Two Structural Breaks. *The Review of Economics and Statistics*, Vol. 85, No. 4, 1082-1089. doi:https://www.jstor.org/stable/3211829
- Lee, Y., Lin, B.-W., Wong, Y.-Y., & Calantone, R. J. (2011). Understanding and Managing International Product Launch: A Comparison between Developed and Emerging Markets. *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 28, Issue 1, 104-120. doi:https://doi.org/10.1111/j.1540-5885.2011.00864.x
- Liew, V. K.-S. (2004). Which Lag Selection Criteria Should We Employ? *Article in Economics Bulletin*, Vol. 3, No. 33, 1-9. Obtenido de <http://www.economicsbulletin.com/2004/volume3/EB-04C20021A.pdf>
- Lin, Z., & Brannigan, A. (2003). Advances in the Analysis of Non-stationary Time Series: An Illustration of Cointegration and Error Correction Methods in Research on Crime and Immigration. *quality & Quantity* 37., 151-168. doi:https://doi.org/10.1023/A:1023367205756
- Liu, Y., Deng, P., Wei, J., Ying, Y., & Wu, B. (2021). How to gain from international R&D alliances? A mutual dependence logic. *Journal of Business Research*, Vol. 135, 800-815. doi:https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.07.016
- Lopez, L., & Weber, S. (2017). Testing for Granger causality in panel data. *The Stata Journal*, Vol. 17, No. 4, 972-984. doi:https://doi.org/10.1177/1536867X1801700412
- Lütkepohl, H. (2005). New Introduction to Multiple Time Series Analysis. Springer. Obtenido de https://www.cur.ac.rw/mis/main/library/documents/book_file/2005_Book_NewIntroductionToMultipleTimeS.pdf

- Mark, J., & Roberts, D. T. (2023). United States–China semiconductor standoff: A supply chain under stress. *Atlantic Council*, 1-10. Obtenido de <https://www.atlanticcouncil.org/wp-content/uploads/2023/03/US-China-Semiconductor-Standoff.pdf>
- Martin, B., Baldwin, L. H., DeLuca, P., Sanchez, N. H., Hvizda, M., Smith, C. D., & Whitehead, N. (2023). *Supply Chain Interdependence and Geopolitical Vulnerability: The Case of Taiwan and High-End Semiconductors*. RAND. Obtenido de https://www.rand.org/content/dam/rand/pubs/research_reports/RRA2300/RRA2354-1/RAND_RRA2354-1.pdf
- Mckinney, W., Perktold, J., & Seabold, S. (2011). Time Series Analysis in Python with statsmodels. *Proc. of the 10th Python in Science Conf. (SCIPY 2011)*, (págs. 107-113). doi:10.25080/Majora-ebaa42b7-012
- Mighri, Z., Ragoubi, H., Sarwar, S., & Wang, Y. (2022). Quantile Granger causality between US stock market indices and precious metal prices. *Resources Policy*, Vol. 76, 1-19. doi:<https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2022.102595>
- Mosedale, T. J., Stephenson, D. B., Collins, M., & Mills, T. C. (2006). Granger Causality of Coupled Climate Processes: Ocean Feedback on the North Atlantic Oscillation. *Journal of Climate*, Vol. 19(7), 1182–1194. doi:<https://doi.org/10.1175/JCLI3653.1>
- Muslumov, A., & Aras, G. (2006). Institutional Investors and Stock Market Development: A Causality Study. *ResearchGate*, 2-13.
- Nasdaq. (2024). *Nasdaq Composite*. Obtenido de <https://indexes.nasdaqomx.com/Index/Overview/COMP>
- Okada, M., & Shirahada, K. (2022). Organizational Learning for Sustainable Semiconductor Supply Chain Operation: A Case Study of a Japanese Company in Cross Border M&A. *Sustainability* 2022, 14(22). doi:<https://doi.org/10.3390/su142215316>
- Okuyan, H. A. (2022). The Nexus of Financial Development and Economic Growth Across Developing Economies. *South East European Journal of Economics and Business*, 17(1), 125-140. doi:10.2478/jeb-2022-0009
- Palma, R., Varadarajan, R., Goodrich, J., Lopez, T., & Patil, A. (2022). The Growing Challenge of Semiconductor Design Leadership. *BCG and the Semiconductor Industry Association (SIA)*. Obtenido de https://www.semiconductors.org/wp-content/uploads/2022/11/2022_The-Growing-Challenge-of-Semiconductor-Design-Leadership_FINAL.pdf
- Parameswar, N., & Dhir, S. (2018). Technology Transfer and Innovation in Global International Joint Ventures—Emerging Markets’ Perspective. En J. A. Connell, *Global Value Chains, Flexibility and Sustainability* (págs. 77-87). doi:https://doi.org/10.1007/978-981-10-8929-9_6

- Patra, S. K., & Krishna, V. V. (2015). Globalization of R&D and open innovation: linkages of foreign R&D centers in India. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 7. doi:<https://doi.org/10.1186/s40852-015-0008-6>
- Paus, E. (2017). *Escaping the Middle-Income Trap: Innovate or Perish*. Obtenido de <https://www.adb.org/publications/escaping-middle-income-trap-innovate-or-perish>
- Pelcat, M. (2023). GHG emissions of semiconductor manufacturing in 2021. *HAL Open Science*, 1-12.
- Phillips, P. C., & Perron, P. (1988). Testing for a Unit Root in Time Series Regression. *Biometrika*, Vol. 75, No. 2, 335-346. doi:<https://doi.org/10.2307/2336182>
- Rafin, S. M., Ahmed, R., Haque, M. A., Hossain, M. K., Haque, M. A., & Mohammed, O. A. (2023). Power Electronics Revolutionized: A Comprehensive Analysis of Emerging Wide and Ultrawide Bandgap Devices. *Micromachines*, 14 (11), 2045, 7. doi:<https://doi.org/10.3390/mi14112045>
- Rahman, M. A. (2014). A Review on Semiconductors Including Applications and Temperature Effects in Semiconductors. *American Scientific Research Journal for Engineering, Technology, and Sciences (ASRJETS)*, 7(1), 50-70. Obtenido de https://asrjetsjournal.org/index.php/American_Scientific_Journal/article/view/693
- Ramírez, W. B. (2020). Basics for Forecasting a Stationary Time Series Using Information from Its Past. *Industrial Data*, Vol. 23, no. 1, 207-228.
- Ritu Raj Lamsal, A. D., & Bhusal, M. S. (2023). Navigating Global Challenges: The Crucial Role of Semiconductors in Advancing Globalization. *Journal of the Institution of Engineers (India): Series B*, 1389-1399. doi:<https://doi.org/10.1007/s40031-023-00938-4>
- Robeco. (2021). *Guide to Emerging Markets Investing*. Obtenido de <https://www.robeco.com/files/docm/docu-202106-guide-to-emerging-markets-investing.pdf>
- Rogalski, R. J. (1978). The Dependence of Prices and Volume. *The Review of Economics and Statistics*, Vol. 60, No. 2, 268-274.
- Ruberti, M. (2023). The chip manufacturing industry: Environmental impacts and eco-friendly analysis. *Science of the Total Environment*, 1-7. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.159873>
- Ryan, O., Haslbeck, J., & Waldorp, L. (2023). Non-Stationarity in Time-Series Analysis: Modeling Stochastic and Deterministic Trends. doi:10.31234/osf.io/z7ja2
- Schwarz, G. (1978). Estimating the Dimension of a Model. *Ann. Statist*, Vol 6,(2), 461-464. doi:<https://doi.org/10.1214/aos/1176344136>
- Seabold, S., & Perktold, J. (2010). Statsmodels: Econometric and Statistical Modeling with Python. *Proceedings of the 9th Python in Science Conference*, 2-6.

- Semiconductor Industry Association. (2024). *What is a semiconductor?* Obtenido de Semiconductor Industry Association: <https://www.semiconductors.org/semiconductors-101/what-is-a-semiconductor/>
- Seth, A. K., Barrett, A. B., & Barnett, L. (2015). Granger Causality Analysis in Neuroscience and Neuroimaging. *Journal of Neuroscience*, *Vol.35 (8)*, 3293-3297. doi:<https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.4399-14.2015>
- Shojaie, A., & Fox, E. B. (2022). Granger Causality: A Review and Recent Advances. *Annual Review of Statistics and Its Application* *9(1)*, 1-40. doi:10.1146/annurev-statistics-040120-010930
- SIA. (2023). *Semiconductor Industry Association Factbook 2023*. Obtenido de https://www.semiconductors.org/wp-content/uploads/2023/05/SIA-2023-Factbook_1.pdf
- Sims, C. A. (1980). Macroeconomics and Reality. *Econometrica*, *Vol. 48 (1)*, 1-48.
- Smirlock, M., & Starks, L. (1988). An empirical analysis of the stock price-volume relationship. *Journal of Banking & Finance*, *Vol. 12(1)*, 31-41. doi:[https://doi.org/10.1016/0378-4266\(88\)90048-9](https://doi.org/10.1016/0378-4266(88)90048-9)
- Song, W., Park, S. Y., & Ryu, D. (2018). Dynamic conditional relationships between developed and emerging markets. *Physica A*, *507*, 534-543. doi:<https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.05.007>
- Sotiropoulou, T., Giakoumatos, S., & Georgopoulos, A. (2023). Financial development, economic growth, and income inequality: a Toda-Yamamoto panel causality test. *Economics and Business Letters*, *12(2)*, 172–185. doi:<https://doi.org/10.17811/ebl.12.2.2023.172-185>
- Statista. (2024). *Intel*. Statista. Obtenido de <https://www.statista.com/study/20964/intel-statista-dossier/>
- Stern, D. I. (2004). Economic Growth and Energy. *Encyclopedia of Energy*, 35-51.
- Susko, E., & Roger, A. J. (2019). On the Use of Information Criteria for Model Selection in Phylogenetics. *Mol. Biol. Evol.*, *37(2)*, 549–562. doi:10.1093/molbev/msz228
- Tavva, N. (2023). *Semiconductors: market data & analysis*. Statista. Obtenido de <https://www.statista.com/study/146704/semiconductors-market-data-and-analysis/>
- Thadani, A., & Allen, G. C. (2023). Mapping the Semiconductor Supply Chain: The Critical Role of the Indo-Pacific Region. *CSIS BRIEFS*. Obtenido de https://csis-website-prod.s3.amazonaws.com/s3fs-public/2023-05/230530_Thadani_MappingSemiconductor_SupplyChain.pdf?VersionId=SK1wKUNf_.qSF3kzMF.aG8dwd.fFTURH
- The Market Intelligence Desk Team. (2024). *2023 Review & 2024 Outlook*. Obtenido de Nasdaq: <https://www.nasdaq.com/articles/2023-stock-market-year-in-review>

- Toda, H. Y., & Yamamoto, T. (1995). Statistical inference in vector autoregressions with possibly integrated processes. *Journal of Econometrics*, Vol.66(1-2), 225–250. doi:[https://doi.org/10.1016/0304-4076\(94\)01616-8](https://doi.org/10.1016/0304-4076(94)01616-8)
- Tsay, R. (2010). *Analysis of Financial Time Series* (2nd ed.). Wiley-Interscience.
- Wang, C.-H., & Lin, H.-C. (2021). Competitive substitution and technological diffusion for semiconductor foundry firms. *Advanced Engineering Informatics*, Vol. 48. doi:<https://doi.org/10.1016/j.aei.2021.101254>
- Wang, C.-T., & Chiu, C.-S. (2014). Competitive strategies for Taiwan's semiconductor industry in a new world economy. *Technology in Society*, 36, 60-73. doi:<https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2013.12.002>
- Wooldridge, J. M. (2013). Multiple Regression Analysis: Inference. En *Introductory Econometrics: A Modern Approach* (5th ed., pág. 146). Obtenido de <https://jaimedv.com/eco/4c1-ecomet/jeffrey-m-wooldridge--econometrics--book.pdf>
- Yeung, H. W.-c., Huang, S., & Xing, Y. (2023). *Global Value Chain Development Report 2023: Resilient and Sustainable GVCs in Turbulent Times*. Research Institute for Global Value Chains at the University of International Business and Economics (UIBE), ADB, the Institute of Developing Economies – Japan External Trade Organization (IDE-JETRO), and the World Trade Organization (WTO). Obtenido de https://www.wto.org/english/res_e/booksp_e/gvc_dev_rep23_e.pdf

7. Anexos

7.1. Anexo 1. Test de Causalidad de Granger

Ilustración 1. Paquetes empleados para la elaboración del modelo.

```
from statsmodels.tsa.stattools import grangercausalitytests
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
```

Fuente: Elaboración propia.

Ilustración 2. Resultado del test de ADF para comprobar la estacionariedad de las series temporales.

```
from statsmodels.tsa.stattools import adfuller

# Test ADF y mostrar los resultados
def adf_test(series):
    result = adfuller(series, autolag='AIC')
    print(f'ADF Statistic: {result[0]}')
    print(f'p-value: {result[1]}')
    print('Critical Values:')
    for key, value in result[4].items():
        print(f'\t{key}: {value}')

print("Test ADF para el índice MSCI (Semiconductores):")
adf_test(data['MS778415'])
print("\nTest ADF para el índice NASDAQ:")
adf_test(data['NASDAQ'])
```

```
Test ADF para el índice MSCI (Semiconductores):
ADF Statistic: -13.643902096175026
p-value: 1.633389742785996e-25
Critical Values:
 1%: -3.4339640110318004
 5%: -2.8631363845692475
10%: -2.567619862152732
```

```
Test ADF para el índice NASDAQ:
ADF Statistic: -14.92308679998944
p-value: 1.402077763699208e-27
Critical Values:
 1%: -3.4339600207952796
 5%: -2.863134623063046
10%: -2.5676189242070433
```

Fuente: Elaboración propia.

Ilustración 3. Resultados obtenidos tras realizar el Test de Causalidad de Granger.

```
gc_res = grangercausalitytests(data, maxlag=3, verbose = False)
selected_lags = {2: gc_res[2], 3: gc_res[3]}

# Resultados para Los lags 2 y 3
for lag, result in selected_lags.items():
    print("\n")
    print(f"Results for lag {lag}:")
    for test in result[0]:
        test_name, test_result = test, result[0][test]
        print(f"{test_name}: F-statistic = {test_result[0]:.4f}, p-value = {test_result[1]:.4f}")
```

```
Results for lag 2:
ssr_ftest: F-statistic = 0.9152, p-value = 0.4006
ssr_chi2test: F-statistic = 1.8353, p-value = 0.3994
lrtest: F-statistic = 1.8344, p-value = 0.3996
params_ftest: F-statistic = 0.9152, p-value = 0.4006
```

```
Results for lag 3:
ssr_ftest: F-statistic = 0.7046, p-value = 0.5493
ssr_chi2test: F-statistic = 2.1220, p-value = 0.5475
lrtest: F-statistic = 2.1207, p-value = 0.5477
params_ftest: F-statistic = 0.7046, p-value = 0.5493
```

Fuente: Elaboración propia.

Ilustración 4. Test de Causalidad de Granger con 10 retardos

```
gc_res = grangercausalitytests(data, maxlag=10, verbose = False)
selected_lags = {2: gc_res[2], 3: gc_res[3], 4: gc_res[4],
                5: gc_res[5], 6: gc_res[6], 7: gc_res[7],
                8: gc_res[8], 9: gc_res[9], 10: gc_res[10]}
# Resultados para Los lags 2, 3, 4 y 5
for lag, result in selected_lags.items():
    print("\n")
    print(f"Results for lag {lag}:")
    for test in result[0]:
        test_name, test_result = test, result[0][test]
        print(f"{test_name}: F-statistic = {test_result[0]:.4f}, p-value = {test_result[1]:.4f}")
```

```
Results for lag 4:
ssr_ftest: F-statistic = 0.9960, p-value = 0.4085
ssr_chi2test: F-statistic = 4.0036, p-value = 0.4055
lrtest: F-statistic = 3.9992, p-value = 0.4061
params_ftest: F-statistic = 0.9960, p-value = 0.4085
```

```
Results for lag 5:
ssr_ftest: F-statistic = 0.7673, p-value = 0.5733
ssr_chi2test: F-statistic = 3.8601, p-value = 0.5697
lrtest: F-statistic = 3.8560, p-value = 0.5703
params_ftest: F-statistic = 0.7673, p-value = 0.5733
```

Results for lag 6:

ssr_ftest: F-statistic = 0.9129, p-value = 0.4845
ssr_chi2test: F-statistic = 5.5169, p-value = 0.4794
lrtest: F-statistic = 5.5085, p-value = 0.4804
params_ftest: F-statistic = 0.9129, p-value = 0.4845

Results for lag 7:

ssr_ftest: F-statistic = 0.6516, p-value = 0.7133
ssr_chi2test: F-statistic = 4.5993, p-value = 0.7087
lrtest: F-statistic = 4.5935, p-value = 0.7094
params_ftest: F-statistic = 0.6516, p-value = 0.7133

Results for lag 8:

ssr_ftest: F-statistic = 0.5778, p-value = 0.7969
ssr_chi2test: F-statistic = 4.6663, p-value = 0.7926
lrtest: F-statistic = 4.6603, p-value = 0.7932
params_ftest: F-statistic = 0.5778, p-value = 0.7969

Results for lag 9:

ssr_ftest: F-statistic = 1.2335, p-value = 0.2696
ssr_chi2test: F-statistic = 11.2194, p-value = 0.2610
lrtest: F-statistic = 11.1848, p-value = 0.2633
params_ftest: F-statistic = 1.2335, p-value = 0.2696

Results for lag 10:

ssr_ftest: F-statistic = 1.3361, p-value = 0.2052
ssr_chi2test: F-statistic = 13.5179, p-value = 0.1961
lrtest: F-statistic = 13.4677, p-value = 0.1987
params_ftest: F-statistic = 1.3361, p-value = 0.2052

Fuente: Elaboración propia