Universitat Autònoma de Barcelona

VOLAR ENTRE DIVISAS: EL RIESGO CAMBIARIO EN LAS CUENTAS DE LAS AEROLÍNEAS INTERNACIONALES

Memoria del Trabajo Fin de Grado en Gestión Aeronáutica

realizado por

Gerard Hernaez

y dirigido por

Sebastian Cano Berlanga

Escuela de Ingeniería

Sabadell, Junio de 2026

[El/La] abajo firmante, [Nombre y apellidos], director/a del Trabajo de Fin de Grado, profesor[/a] de la Escuela de Ingeniería de la UAB,

CERTIFICA:

Que el trabajo al que corresponde la presente memoria ha sido realizado bajo su dirección por **Gerard Hernaez**.

Y para que conste firma la presente en Sabadell, Junio de 2026.

SEBASTIAN CANO BERLANGA - DNI 39729048K

Firmado digitalmente por SEBASTIAN CANO BERLANGA - DNI 39729048K
Fecha: 2026.06.24 19:21:06 +02'00'

_____

Firmado: [Nombre y apellidos director/a]

Título del Trabajo de Fin de Grado: Volar entre divisas: el riesgo cambiario en las cuentas de las aerolíneas internacionales	
Autor[a]: Gerard Hernaez Cerdan	**Fecha:** Junio 2026
Tutor: Sebastian Cano Berlanga	
Titulación: Grado en Gestión Aeronáutica	

Palabras clave:

- **Castellano:** Riesgo cambiario; Modelos GARCH; Enfoque Bayesiano; Estrategias de cobertura.
- **Catalán:** Risc canviari; Models GARCH; Enfocament Bayesià; Estratègies de cobertura.
- **Inglés:** Exchange rate risk; GARCH models; Bayesian approach; Hedging strategies.

Resumen del Trabajo de Fin de Grado:

- **Castellano:**Este trabajo aborda la exposición de las aerolíneas europeas al riesgo cambiario originada por el desajuste entre ingresos diversificados y costes operativos altamente concentrados en el dólar estadounidense. El principal objetivo es analizar cuantitativamente esta exposición evaluando la volatilidad de cuatro divisas estratégicas. Para ello, se desarrolla un estudio práctico procesando cinco años de datos históricos diarios de los pares EUR/USD, EUR/CHF, EUR/CNY y EUR/GBP. Utilizando RStudio, se implementa un modelo econométrico GARCH(1,1) bajo un enfoque bayesiano con innovaciones t-Student para simular la incertidumbre de cada mercado. Los resultados obtenidos, permiten apreciar el comportamiento de la volatilidad individual de cada moneda e identificar perfiles de volatilidad diferenciados que facilitan el diseño de estrategias de cobertura específicas.
- **Catalán:**Aquest treball aborda l'exposició de les aerolínies europees al risc canviari originada pel desajustament entre ingressos diversificats i costos operatius altament concentrats en el dòlar estatunidenc. El principal objectiu és analitzar quantitativament aquesta exposició avaluant la volatilitat de quatre divises estratègiques. Per a això, es desenvolupa un estudi pràctic processant cinc anys de dades històriques diàries dels parells EUR/USD, EUR/CHF, EUR/CNY i EUR/GBP. Utilitzant RStudio, s'implementa un model economètric GARCH(1,1) sota un enfocament bayesià amb innovacions t-Student per a simular la incertesa de cada mercat. Els resultats obtinguts, permeten apreciar el comportament de la volatilitat individual de cada moneda i identificar perfils de volatilitat diferenciats que faciliten el disseny d'estratègies de cobertura específiques.
- **Inglés:**This work addresses the exposure of European airlines to the exchange rate risk caused by the mismatch between diversified income and highly concentrated operating costs in the US dollar. The main objective is to quantitatively analyze this exposure by evaluating the volatility of four strategic currencies. To do this, a practical study is developed by processing five years of daily historical data of the EUR/USD, EUR/CHF, EUR/CNY and EUR/GBP pairs. Using RStudio, a GARCH(1,1) econometric model is implemented under a Bayesian approach with t-Student innovations to simulate the uncertainty of each market. The results obtained allow us to appreciate the behavior of the individual volatility of each currency and identify differentiated volatility profiles that facilitate the design of specific coverage strategies.

Índice de Contenidos

Índice de Contenidos II

Índice de Figuras IV

Índice de Tablas V

1. Introducción 1
- 1.1. Motivación . . . 1
- 1.2. Objetivos . . . 1
- 1.3. Metodología . . . 2
- 1.4. Estructura del documento . . . 2

2. Contexto 4
- 2.1. Exposición de las aerolíneas a las divisas . . . 4
  - 2.1.1. Principales costes de las compañías aéreas . . . 5
- 2.2. El mercado de divisas . . . 5
  - 2.2.1. Tipos de cambios fijos . . . 5
  - 2.2.2. Tipos de cambios flexibles . . . 7
  - 2.2.3. El trilema macroeconómico . . . 8
  - 2.2.4. Divisas más comunes en las destinaciones del tráfico europeo . . . 8

3. Métodos de cobertura 10
- 3.1. Cobertura natural . . . 10
- 3.2. Contratos *Forwards* . . . 10
- 3.3. Opciones financieras . . . 11
- 3.4. Intercambios de divisas (*cross currency swaps*) . . . 11
- 3.5. Elección de herramientas de cobertura . . . 11
  - 3.5.1. Riesgo de infra-cobertura (*Under-hedging*) . . . 11
  - 3.5.2. Riesgo de sobre-cobertura (*Over-hedging*) . . . 12

4. Análisis de la incertidumbre 13
- 4.1. Modelo Autorregresivo de Heterocedasticidad Condicional Generalizada . 13
- 4.2. Enfoque de estimación frecuentista contra enfoque de estimación Bayesiano 14
- 4.3. Estimación bayesiana del modelo GARCH(1,1) . . . 14
  - 4.3.1. Interpretación de los parámetros del modelo . . . 15
- 4.4. Aplicación código *bayesGARCH* . . . 17

4.5. Análisis del par euro/dólar estadounidense (EUR/USD) 18
4.6. Análisis del par euro/renminbi chino (EUR/CNY) 22
4.7. Análisis del par euro/franco suizo (EUR/CHF) 24
4.8. Análisis del par euro/libra esterlina (EUR/GBP) 27
4.9. Comparativa de la dinámica de la volatilidad entre divisas 29

5. Conclusiones **31**

Referencias **33**

Índice de Figuras

4.1. Gráficos de traza (izquierda) y densidad posterior (derecha) para los parámetros del modelo GARCH(1,1) del par EUR/USD. 19
4.2. Zoom a la cola derecha de la distribución empírica frente a la normal estándar (shocks extremos con $\nu = 6,32$). 21
4.3. Gráficos de traza (izquierda) y densidad posterior (derecha) para los parámetros del modelo GARCH(1,1) del par EUR/CNY. 23
4.4. Gráficos de traza (izquierda) y densidad posterior (derecha) para los parámetros del modelo GARCH(1,1) del par EUR/CHF. 25
4.5. Gráficos de traza (izquierda) y densidad posterior (derecha) para los parámetros del modelo GARCH(1,1) del par EUR/GBP. 28

Índice de Tablas

4.1. Estimación bayesiana de los parámetros del modelo GARCH(1,1) para el par EUR/USD (datos actualizados). 19
4.2. Cuantiles de la distribución posterior para el par EUR/USD (datos actualizados). 19
4.3. Diagnóstico de convergencia de Gelman-Rubin (Estadístico $\hat{R}$) para el par EUR/USD (datos actualizados). 20
4.4. Estimación bayesiana de los parámetros del modelo GARCH(1,1) para el par EUR/CNY. 22
4.5. Cuantiles de la distribución posterior para el par EUR/CNY. 22
4.6. Diagnóstico de convergencia de Gelman y Rubin para el par EUR/CNY. . 23
4.7. Estimación bayesiana de los parámetros del modelo GARCH(1,1) para el par EUR/CHF. 24
4.8. Cuantiles de la distribución posterior para el par EUR/CHF. 25
4.9. Diagnóstico de convergencia de Gelman y Rubin para el par EUR/CHF. . 26
4.10. Estimación bayesiana de los parámetros del modelo GARCH(1,1) para el par EUR/GBP. 27
4.11. Cuantiles de la distribución posterior para el par EUR/GBP. 27
4.12. Diagnóstico de convergencia de Gelman y Rubin para el par EUR/GBP. . 28
4.13. Comparativa de los parámetros de volatilidad estimados para los cuatro pares de divisas analizados. 29

1 Introducción

La naturaleza de la industria del transporte aéreo comercial hace que sea uno de los sectores más globalizados. Debido a la exposición internacional con la que se encuentran las aerolíneas, el entorno operacional con el que se encuentran se caracteriza por una alta complejidad financiera marcada por barreras monetarias, haciendo que se encuentren estructuralmente expuestas al riesgo cambiario. Ante este escenario, la modelización, comprensión y gestión de la incertidumbre cambiaria se erige como un pilar crítico para la viabilidad del sector.

1.1. Motivación

La elección de este tema para el trabajo de fin de grado se debe a un interés personal por la gestión financiera en el sector aeronáutico, y tras recibir la adjudicación del tema de trabajo, en cómo las aerolíneas internacionales lidian con la alta exposición a la volatilidad de los mercados de divisas.

Para abordar el proyecto, la principal motivación ha sido el adquirir una comprensión general de los sistemas de tipos de cambio con mayor incidencia en la industria aeronáutica. Y para el enfoque metodológico se ha optado por no solo explorar el funcionamiento teórico, debido a la voluntad de llevar a cabo un análisis a nivel práctico a través de modelos econométricos.

1.2. Objetivos

El objetivo principal de este proyecto es analizar cuantitativamente la exposición al riesgo cambiario de las aerolíneas europeas mediante el diseño de un modelo estadístico que permita medir, calcular y comparar la volatilidad de las divisas más determinantes para el sector aeronáutico internacional.

Para alcanzar el objetivo general establecido, la investigación se desglosa en los siguientes objetivos específicos:

- Analizar cómo la dependencia de monedas extranjeras y las variaciones en los tipos de cambio afectan directamente a los beneficios y a la estabilidad financiera de las aerolíneas.

- Analizar los métodos de cobertura frente a la exposición cambiaria utilizados por las compañías aéreas.
- Identificar y analizar la volatilidad de cuatro pares de divisas estratégicos para la aviación europea mediante la aplicación de simulaciones computacionales.

1.3. Metodología

Para el desarrollo de este trabajo, se han empleado las tres siguientes metodologías:

Revisión bibliográfica: Se llevará a cabo un análisis teórico para contextualizar la exposición estructural de las aerolíneas al riesgo cambiario y para definir los principales instrumentos de cobertura (*hedging*) existentes.

Análisis empírico: Se llevará a cabo un estudio práctico y cuantitativo de la incertidumbre financiera. Para ello, se extraerá el histórico de datos de cuatro pares de divisas clave. Posteriormente, a través del entorno de programación RStudio, se aplicará un modelo econométrico GARCH(1,1) bajo un enfoque bayesiano (con innovaciones t-Student) para simular y medir la volatilidad de cada mercado (Ardia and Hoogerheide, 2010).

Interpretación y comparativa: Finalmente, se procederá a la interpretación de los coeficientes obtenidos en las simulaciones. Se comparará la dinámica de cada divisa según su memoria, persistencia y reactividad ante fluctuaciones bruscas, traduciendo estos resultados estadísticos en conclusiones y estrategias prácticas para la toma de decisiones financieras dentro del sector aeronáutico.

1.4. Estructura del documento

Para abordar los objetivos planteados de forma secuencial y ordenada, la memoria del presente trabajo se estructura en los siguientes apartados:

Contexto: Se expondrá la situación de las aerolíneas frente al riesgo cambiario y sus principales costes operativos. Asimismo, se definirán los diferentes regímenes del mercado de divisas y se identificarán las monedas con mayor impacto en el tráfico europeo.

Métodos de cobertura: Se detallarán las principales estrategias operativas y los productos financieros que utilizan las compañías aéreas para mitigar la volatilidad cambiaria.

Análisis de la incertidumbre: Constituye el núcleo práctico del estudio. En él se explicarán los fundamentos teóricos del modelo de heterocedasticidad condicional autorregresiva generalizada (GARCH) y las ventajas del enfoque bayesiano. A continuación, se detallará la aplicación computacional del modelo a cuatro pares de divisas clave y se presentará una comparativa de los resultados de volatilidad obtenidos.

Conclusiones: Se sintetizarán los resultados del análisis del conjunto de pares de divisas analizados, exponiendo las implicaciones prácticas para la toma de decisiones en la gestión aeronáutica, las limitaciones metodológicas encontradas durante el proceso y las posibles líneas de investigación futuras.

2 | Contexto

2.1. Exposición de las aerolíneas a las divisas

Las compañías aéreas, por su naturaleza, se encuentran expuestas al riesgo cambiario. Para afrontar esta situación, por parte de algunas compañías se aceptan las fluctuaciones de las divisas como parte intrínseca del negocio, aunque la mayoría optan por la gestión activa de estos riesgos a través de estrategias de cobertura o (*hedging*) de las divisas para evitar impactos inesperados (Raghavan et al., 2020). Esto se debe a una asimetría financiera consecuencia de la diversidad de monedas locales, en función de las rutas operadas, en las que se encuentran sus ingresos y, por otro lado, la concentración de gran parte de los costes operativos en una única moneda, la cual es el dólar estadounidense (Loudon, 2004; Morrell, 2021).

Este desajuste o "mismatch" es un fenómeno que ocurre cuando las aerolíneas ingresan dinero en las divisas de sus mercados principales (EUR, GBP, JPY, etc.), pero tienen un déficit constante en dólares. Este escenario se ve amplificado por la venta de billetes realizados con mucha antelación, muchas veces en monedas extranjeras, cuya volatilidad del tipo de cambio aumenta significativamente hasta que se realiza el servicio y materializan los costes operativos (Merkert and Swidan, 2019). Un claro ejemplo es el grupo Cathay Pacific, que genera excedentes operativos en casi todas las divisas mundiales en las que opera, pero mantiene un déficit estructural exclusivo en dólares estadounidenses debido a sus pagos por combustible, arrendamiento de aeronaves y gastos de capital (Morrell, 2021). Las aerolíneas más perjudicadas por esta dinámica son las "importadoras" (como las de ocio o regionales), que ganan casi todo en moneda local pero dependen del dólar para sus insumos (Morrell, 2021).

Un pequeño cambio porcentual del tipo de cambio puede resultar en una alteración mucho más grande en los márgenes de beneficio (EBIT) de una aerolínea. Un ejemplo de este hecho lo encontramos en Cathay Pacific, en el que una apreciación de no más del 5 % de su moneda local (HKD) frente a sus divisas comerciales desencadenaría en un impacto del 5,20 % sobre sus beneficios operativos totales. Y en el caso de una apreciación exclusiva frente al dólar estadounidense de un 5 %, se incrementarían sus beneficios operativos en un 8,10 % (Morrell, 2021). Este hecho, evidencia cómo la volatilidad de las divisas se transfiere agresivamente a la rentabilidad final debido a la importancia del dólar en su estructura de costes.

2.1.1. Principales costes de las compañías aéreas

Respecto a los principales costes de las compañías aéreas, nos encontramos con una gran concentración en el dólar estadounidense, el cual tiene un gran peso en la estructura de costes de las compañías (Morrell, 2021).

En primer lugar, nos encontramos con el combustible de aviación o jet fuel, el cual supone normalmente el mayor coste operativo para las aerolíneas, con un peso que oscila aproximadamente entre el 20 % y el 30 % de los costes totales (IATA, 2026). Los precios internacionales del combustible de aviación se fijan exclusivamente en dólares estadounidenses, normalmente por barril o galón (Berghöfer and Lucey, 2014).

Otro coste operativo con gran impacto en la estructura de costes de las compañías aéreas es la adquisición o arrendamiento de aeronaves. En el caso que se opte por la compra de aeronaves directa a los fabricantes, los contratos se suelen cerrar en dólares, ya que incluso una marca europea como es Airbus, el 75 % de los ingresos los recibe en dólares estadounidenses (Airbus, 2025).

2.2. El mercado de divisas

El tipo de cambio se define como el valor al que se corresponde una moneda local en relación a una moneda extranjera (Latter, 1997). Los tipos de cambio pueden actuar como indicador, como instrumento o como objetivo en la política monetaria de un país o territorio (Latter, 1997). El comportamiento dependerá del régimen de tipo cambiario del país o conjunto de países que estemos analizando (Krugman, 2016). El tipo de régimen cambiario corresponde a la forma en que un país interactúa con los mercados financieros internacionales y la política monetaria realizada por su banco central (Krugman, 2016).

2.2.1. Tipos de cambios fijos

Los sistemas de tipo de cambio fijo son aquellos en que el gobierno o banco central establece un valor para su moneda local en relación a otra divisa, habitualmente el euro o el dólar estadounidense (Krugman, 2016; Levy-Yeyati and Sturzenegger, 2005). Para que el valor asignado respecto a la moneda de referencia se mantenga estable, el banco central debe intervenir en el mercado de divisas de forma continua, comprando o vendiendo sus reservas de activos extranjeros para equilibrar el precio oficial (Krugman, 2016). Esta dinámica provoca fluctuaciones en la liquidez interna del país, obligando de forma recurrente a las autoridades competentes a tomar decisiones complejas sobre cómo hacer frente a las consecuencias económicas internas derivadas de estas fluctuaciones (Latter, 1997). No todos los regímenes de tipo cambiario fijo actúan con el mismo nivel de compromiso y flexibilidad a la hora de efectuar ajustes en su moneda, por ello podemos observar diferentes variantes de cambio fijo (Gómez-Puig, 2006).

Tipos fijos rígidos

Los tipos fijos rígidos o *hard pegs* son una variante en la que se asegura una estabilidad total o bien una credibilidad internacional antiinflacionista, a cambio de renunciar a la autonomía monetaria (Gómez-Puig, 2006). Dentro de estos casos se encuentran varios escenarios, como el de la dolarización o el de *currency board* (International Monetary Fund, 2024).

La dolarización formal es un sistema en el que se adopta una moneda extranjera sustituyendo en todos los ámbitos la moneda local (Gómez-Puig, 2006). Adoptar este sistema conlleva la cesión total del control sobre las políticas monetarias a las autoridades extranjeras (International Monetary Fund, 2024).

Los *currency boards* o cajas de conversión, son un sistema en el que se acuerda de forma explícita un compromiso para intercambiar la moneda local por una extranjera especificada a un tipo de cambio exacto e inalterable (International Monetary Fund, 2024). Esto implica un respaldo total de la moneda local por activos extranjeros, es decir que la autoridad monetaria pertinente debe contar con el equivalente exacto de la divisa impresa local en divisa extranjera (International Monetary Fund, 2024; Gómez-Puig, 2006).

Tipos fijos blandos

Los tipos fijos blandos o *soft pegs* incluyen aquellos sistemas que permiten cierta flexibilidad a la hora de mantener la paridad con la divisa extranjera correspondiente (Gómez-Puig, 2006).

El sistema de paridad fija convencional o *conventional pegs* es un sistema de tipo fijo blando en el que se establece formalmente una fijación de la moneda local frente a otra divisa o conjunto de divisas, y las autoridades tienen la posibilidad de mantener la paridad mediante la inversión directa, mediante la compra o venta de divisas, o bien a través de inversión indirecta, aplicando políticas y regulaciones(International Monetary Fund, 2024; Gómez-Puig, 2006). La fluctuación dentro de unos márgenes estrechos también está permitida dentro de estos tipos de sistema (International Monetary Fund, 2024).

Otro sistema perteneciente a los tipos blandos es el acuerdo estabilizado o *stabilized arrangement*. En este sistema, el resultado de la operativa y acciones de las autoridades conlleva que se mantenga la divisa local estable frente a otra divisa o conjunto de ellas, con un margen de un 2 %, durante por lo menos seis meses, pero sin la existencia de ningún compromiso formal de mantener la fijación (International Monetary Fund, 2024).

Ventajas e inconvenientes de tipos de cambio fijos

Los tipos de cambio fijo fomentan el desarrollo del comercio internacional debido a que son percibidos como un entorno seguro y predecible en cuanto a la fijación de precios e inversión (Latter, 1997).

Estos sistemas de tipos de cambio impiden la devaluación de la moneda, no pudiendo obtener ventajas comerciales rápidas; este hecho incita a la eficiencia operativa en el comercio internacional, obligando a realizar mejoras en la competitividad a través de mejoras en precios relativos y mejoras estructurales (Gómez-Puig, 2006).

Por el contrario, los tipos fijos son vulnerables ante ataques especulativos en caso de que la moneda pierda credibilidad (Gómez-Puig, 2006). Esta situación obliga a la venta masiva de reservas de divisas del Estado, repercutiendo en la economía interna a través de tipos de interés muy altos (Gómez-Puig, 2006).

2.2.2. Tipos de cambios flexibles

Los regímenes de tipo de cambio flexible o flotante incluyen aquellos en los que las autoridades monetarias no tienen como objetivo mantener un tipo de cambio explícito respecto a una divisa externa (Gómez-Puig, 2006). Los tipos flexibles determinan el precio de su moneda únicamente a través de las fuerzas de la oferta y la demanda de los mercados de divisas, no existiendo la intervención ni defensa del precio por parte del gobierno o autoridad monetaria correspondiente(Krugman, 2016). En este tipo de cambio son las empresas quienes deben asumir el riesgo de la volatilidad cambiaria(Krugman, 2016). En función del grado de flexibilidad cambiaria permitido por la autoridad competente, se pueden distinguir variantes de este régimen de tipo cambiario.

Flotación libre

La flotación libre, o también llamada flotación independiente, corresponde a los regímenes en los que no existe ningún tipo de intervención y únicamente se regulan por las fuerzas del mercado (Latter, 1997). Este tipo de sistema, pese a estar definido a nivel teórico, no suele darse en escenarios prácticos, puesto que se puede mantener durante algunos periodos de tiempo, pero en algún punto los bancos centrales o las autoridades pueden decidir intervenir (Latter, 1997).

Flotación sucia

La flotación sucia o flotación intervenida, es un régimen en el que las autoridades monetarias no anuncian ningún objetivo predeterminado para el tipo de cambio, pero sí intervienen en el mercado para suavizar fluctuaciones muy agresivas (Gómez-Puig, 2006; Latter, 1997). En la flotación sucia se trata de suavizar parcialmente los movimientos cambiarios, pero sigue existiendo una alta volatilidad en las reservas y en los tipos de cambio (Levy-Yeyati and Sturzenegger, 2005).

En esta variante de tipo de cambio, se suele dar el fenómeno llamado *fear of floating* o miedo a flotar, en el que en países en los que se asegura tener un régimen de flotación, se realizan intervenciones muy frecuentes en el mercado con tal de limitar la volatilidad nominal de su moneda (Levy-Yeyati and Sturzenegger, 2005).

Ventajas e inconvenientes de tipos de cambio flexibles

En este tipo de cambio, los países cuentan con plena autonomía para realizar políticas monetarias, puesto que no tienen ninguna obligación de intervenir en el mercado, por lo que los flujos monetarios externos no repercuten en la economía interna del país (Latter, 1997). Por otro lado, bajo este tipo de cambio se adquiere una gran capacidad para absorber shocks externos, puesto que, en el caso de que la moneda local pierda valor, supondrá que las exportaciones se vuelvan más baratas para los países extranjeros, y las importaciones más caras para los ciudadanos hecho que en conjunto ayuda a recuperar la economía local de forma rápida e inmediata (Gómez-Puig, 2006).

Por contra, este tipo de cambio obliga a las empresas a asumir costes adicionales para gestionar el riesgo de no poder predecir la trayectoria futura del tipo de cambio (Latter, 1997).

2.2.3. El trilema macroeconómico

El trilema macroeconómico o trilema de las economías abiertas es el fenómeno que ocurre debido a la imposibilidad de alcanzar los tres principales objetivos por parte de los países (Gómez-Puig, 2006). Los tres principales objetivos son tener un tipo de cambio fijo, tener una política monetaria autónoma y tener una movilidad perfecta de las divisas (Gómez-Puig, 2006). Tener un tipo de cambio fijo aporta seguridad y certidumbre comercial, la movilidad perfecta de capitales atrae a la inversión externa y la política monetaria autónoma te otorga libertad para fijar tipos de interés y así gestionar las crisis internas (Gómez-Puig, 2006). La imposibilidad de cumplir los tres objetivos viene del hecho de que, en un escenario en que se tenga un tipo de cambio fijo y movilidad libre de capitales, estarás obligado a imitar los tipos de interés del país fijado para no perder inversores, lo que implica perder la autonomía política monetaria. Si por el contrario, tienes un escenario en el que tengas un sistema de tipo fijo y se opta por contar con autonomía para fijar los tipos de interés se tendrá que restringir la movilidad de capitales por tal de no perder inversores que busquen una rentabilidad superior (Gómez-Puig, 2006).

2.2.4. Divisas más comunes en las destinaciones del tráfico europeo

Como hemos visto anteriormente, el dólar estadounidense, el cual cuenta con régimen de tipo de cambio flexible, tiene un papel destacado en las compañías aéreas, pero en vuelos internacionales también adquiere suma importancia la moneda del lugar de destinación. Para ver el conjunto de divisas con más relevancia, miraremos las destinaciones más frecuentadas por los pasajeros internacionales de las aerolíneas europeas.

En primer lugar, respecto al tráfico internacional extra-UE, se encuentra con un 56,7 % del transporte de pasajeros, las regiones europeas no pertenecientes a la Unión Europea (Eurostat, 2024). En estas zonas encontramos la libra esterlina (GBP), al franco suizo (CHF) y a la lira turca (TRY) como divisas con mayor impacto. Luego encontramos un 18,3 % del tráfico extracomunitario en América del Norte, donde encontramos la presencia

del ya mencionado dólar estadounidense (USD) y del dólar canadiense (CAD) (Eurostat, 2024). Con un 11,5 % se encuentra el Norte de África, Oriente Próximo y Medio, donde destacan el dirham de los Emiratos Árabes Unidos (AED) y el riyal saudí (SAR) (Eurostat, 2024). En las regiones asiáticas, con un 6,4 %, encontramos como divisas dominantes el yen japonés (JPY) y el renminbi chino (CNY) (Eurostat, 2024).

Para cada una de las divisas mencionadas anteriormente, encontramos su clasificación en cuanto a los regímenes cambiarios según la clasificación anual del Fondo Monetario Internacional.

En la flotación libre están la libra esterlina (GBP), el dólar estadounidense (USD), el dólar canadiense (CAD) y el yen japonés (JPY)(International Monetary Fund, 2024). El Fondo Monetario Internacional indica que, para pertenecer a esta categoría, solo se consideran aquellas monedas cuyas autoridades realicen intervenciones de forma excepcional para abordar condiciones desordenadas del mercado, marcando el límite en tres instancias en un periodo de seis meses, con una duración máxima por episodio de tres días hábiles.

El franco suizo (CHF) se sitúa en la categoría de *floating* o flotación, donde, pese a que su valor esté determinado en gran medida por el mercado, las autoridades pueden realizar intervenciones de forma directa o indirecta de forma más regular, para regular la volatilidad y evitar fluctuaciones indebidas(International Monetary Fund, 2024).

Con el tipo de cambio fijo convencional encontramos el dirham de los Emiratos Árabes Unidos (AED) y el riyal saudí (SAR) (International Monetary Fund, 2024). En este caso, deben mantener una paridad fija, en ambos casos frente al dólar, permitiendo una flotación dentro de un margen de un 2 % durante al menos seis meses(International Monetary Fund, 2024).

Y dentro de otras categorías encontramos la lira turca (TRY) con un régimen de tipo móvil y el renminbi chino (CNY) en la categoría de *Other managed arrangement*, la cual se asigna a aquellas divisas que no cumplen con los parámetros de las demás categorías, donde se caracterizan por tener cambios frecuentes en sus políticas monetarias y cambiarias(International Monetary Fund, 2024).

3 | Métodos de cobertura

En cuanto a los métodos de cobertura o "hedging", estos son una herramienta integral utilizada por las empresas con el objetivo de reducir o mitigar la exposición a la volatilidad e incertidumbre provocadas por los cambios de las condiciones económicas, en el caso que estamos analizando, los tipos de cambio (Loudon, 2004). La utilidad del uso de estos métodos no es la de eliminar el riesgo por completo, sino el de intercambiar un riesgo inaceptable e imprevisible por un riesgo que sea manejable, previsible y asegurable (Morrell, 2021).

3.1. Cobertura natural

La cobertura natural no depende de la compra de productos financieros, sino de la organización de la actividad comercial y operativa de la aerolínea. Es una estrategia en la que el objetivo es igualar, en la medida de lo posible, los ingresos y pagos de cada divisa de forma orgánica. El objetivo de la aerolínea será buscar la misma cantidad de gastos que de ingresos para una misma moneda, evitando así excedentes. El libro "Airline Finance" nos pone el ejemplo de British Airways, la cual usa sus excedentes en euros para comprar vino y comida en Francia para el servicio de catering, de tal forma que se evita el riesgo de los costes de la conversión de las divisas (Morrell, 2021). Por contra esta es una estrategia que cuenta con ciertas limitaciones. Debido a la naturaleza de la estructura de costes de la industria, no siempre es posible realizar una cobertura natural, por ejemplo, existen muy pocas aerolíneas de fuera de los Estados Unidos que sean capaces de ingresar la suficiente cantidad de dólares como para realizar una cobertura natural frente a los costes denominados en esta moneda (Morrell and Swan, 2006).

3.2. Contratos *Forwards*

Son acuerdos directos que obligan a la aerolínea a comprar o vender una cantidad fija de divisas a un tipo de cambio predeterminado en una fecha futura (habitualmente con vencimientos de hasta 12 o 24 meses). Bloquean el costo exacto y dan total certidumbre, aunque al hacerlo, la aerolínea renuncia a la oportunidad de beneficiarse si el tipo de cambio al contado (*spot*) se mueve a su favor en el futuro (Morrell, 2021).

3.3. Opciones financieras

Las opciones financieras se distinguen de los contratos de futuro en que otorgan el derecho de comprar o vender una divisa a un precio futuro acordado, pero no implican una obligación de realizar dicha acción. Con tal de obtener este derecho, la aerolínea debe pagar una prima inicial, y si el mercado cambiario varía en su contra, ejerce la opción de compra, en caso contrario, descarta dicha opción y efectúa la compra de la divisa en el mercado abierto (Morrell, 2021).

3.4. Intercambios de divisas (*cross currency swaps*)

Los intercambios de divisa consisten en contratos cuyo objetivo es el de intercambiar flujos de caja futuros. En el contexto cambiario, grupos como Singapore Airlines los utilizan para convertir o fijar sus futuras exposiciones y costos fijos en moneda extranjera (como el yen o el euro) a costos predeterminados en su propia moneda local (Loudon, 2004; Morrell, 2021).

3.5. Elección de herramientas de cobertura

La selección de los instrumentos de cobertura constituye una decisión crítica para el éxito de la estrategia de gestión de riesgos de una compañía (Brown, 2001). Este proceso requiere de criterios objetivos y dinámicos que se adapten a las condiciones del mercado, entre los cuales destaca, de forma prioritaria, la cuantificación de la incertidumbre en el mercado de divisas. Modelar la varianza condicional y la estructura estocástica del riesgo mediante herramientas econométricas avanzadas permite desentrañar la naturaleza de la volatilidad propia de cada par de divisas.

La estimación de los componentes determina si la organización debe optar por instrumentos lineales, como los contratos *forwards* (óptimos en entornos de volatilidad moderada y persistencia predecible), o por estructuras no lineales y asimétricas, como las opciones financieras, esenciales cuando la varianza condicional esperada y el sesgo de las colas amenazan con generar pérdidas extremas (Christoffersen, 2011).Una calibración imprecisa de la incertidumbre empírica distorsiona la ratio de cobertura de mínima varianza (*minimum variance hedge ratio*), la cual se calcula a partir de las covarianzas dinámicas del mercado (Engle and Bollerslev, 1986). Como consecuencia, la aerolínea queda expuesta a dos escenarios financieros y operativos muy perjudiciales:

3.5.1. Riesgo de infra-cobertura (*Under-hedging*)

La infra-cobertura o *Under-hedging* ocurre al subestimar la magnitud o la persistencia de la varianza condicional, lo que deriva en la selección de coberturas insuficientes o en la

protección de un porcentaje demasiado debajo de los flujos de caja esperados (Brown, 2001).

3.5.2. Riesgo de sobre-cobertura (*Over-hedging*)

Por el contrario, la sobrecobertura o *Over-hedging* se origina al sobreestimar la volatilidad o fijar contratos de protección sobre un nocional que supera el volumen real de las operaciones futuras de la compañía (Brown, 2001).

4 | Análisis de la incertidumbre

La incertidumbre financiera refiere a la varianza de los rendimientos de un activo a lo largo del tiempo (Tsay, 2010). Si bien el precio de un activo es observable en el mercado, su incertidumbre financiera no lo es, por lo que para obtener una estimación de esta se requiere el uso de modelos econométricos (Tsay, 2010).

En la economía global, los tipos de cambio, como puede ser el par euro/dólar, presentan una interdependencia dinámica y a su vez fluctuaciones extremas, hechos que conllevan un alto nivel de incertidumbre (Patton, 2006). En consecuencia, la incertidumbre cambiaria es una variable crítica debido a que las economías y los mercados financieros están altamente integrados, lo que provoca que los movimientos del mercado se propaguen rápidamente entre ellos (Tsay, 2010). Siendo así, modelar y comprender esta variable es de gran importancia para las empresas e instituciones internacionales para la gestión y toma de decisiones (Patton, 2006).

La modelación de la incertidumbre a lo largo del tiempo se ha realizado partiendo del fenómeno conocido como *volatility clustering* o agrupamiento de volatilidad (Brooks, 2008). El agrupamiento de volatilidad describe la tendencia de los mercados financieros a que los grandes cambios en los precios los sigan otros grandes cambios y los cambios pequeños, por otros cambios pequeños; por lo tanto, los niveles actuales de incertidumbre tienen una fuerte correlación con los niveles de incertidumbre inmediatamente anteriores (Brooks, 2008). Los modelos de heterocedasticidad condicional son aquellos que buscan capturar matemáticamente esta dependencia dinámica para describir la evolución de la varianza a lo largo del tiempo de forma continuada (Brooks, 2008; Tsay, 2010).

4.1. Modelo Autorregresivo de Heterocedasticidad Condicional Generalizada

Los modelos tradicionales para el análisis de series temporales económicas y financieras, presentan limitaciones frente a series con heterocedasticidad condicional (Engle and Bollerslev, 1986). Esto ocurre debido a que la varianza del término de error no es constante, cambiando con dependencia del tiempo (Engle and Bollerslev, 1986). Este comportamiento “rebelde” del término error obedece al fenómeno anteriormente descrito del agrupamiento de la volatilidad (Engle and Bollerslev, 1986).

El modelo autorregresivo de heterocedasticidad condicional generalizada o GARCH, es

una herramienta para estimar la volatilidad y pone solución a las anteriores limitaciones (Engle and Bollerslev, 1986). Y se define a través de la ecuación $\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta\sigma_{t-1}^2$ (Engle and Bollerslev, 1986).

En esta ecuación σ_t^2 es la varianza condicional del periodo actual (Brooks, 2008). Al otro lado de la igualdad nos encontramos el parámetro α_0 el cual es un valor constante y estrictamente positivo (Tsay, 2010). El término $\alpha_1 u_{t-1}^2$ el cual representa la información sobre la volatilidad del periodo previo, midiendo la reacción de la varianza condicional ante las noticias o *shocks* del mercado inmediatamente anteriores (Brooks, 2008). Por último encontramos el término $\beta\sigma_{t-1}^2$, que constituye la memoria del proceso, e indica el porcentaje de la varianza estimada del periodo anterior que logra persistir en el actual y alterando a la incertidumbre en el presente (Brooks, 2008).

4.2. Enfoque de estimación frecuentista contra enfoque de estimación Bayesiano

El enfoque frecuentista o clásico, para tratar de estimar los modelos de tipo GARCH, usa la técnica de estimación por máxima verosimilitud (ML), en la que se asume que el vector de parámetros del modelo es una constante fija y desconocida (Hoogerheide et al., 2012). Por otro lado, el enfoque bayesiano incorpora una función de verosimilitud en la que se asume que los parámetros del modelo son variables estocásticas descritas por una función de densidad de probabilidad (Hoogerheide et al., 2012).

En el enfoque frecuentista nos encontramos una limitación en la falta de eficacia y fiabilidad cuando este se aplica en muestras de datos pequeñas debido a que depende intrínsecamente de teorías de muestras grandes y supuestos asintóticos para que sea válido (Hoogerheide et al., 2012). El enfoque bayesiano no cuenta con estas carencias ya que permite la integración de información previa estructurada, pudiendo proporcionar resultados fiables con muestras limitadas (Hoogerheide et al., 2012).

Además, ante cambios estructurales en la serie temporal, el enfoque bayesiano resulta ser notablemente más robusto. En el caso de modelar un tipo de cambio aplicando máxima verosimilitud, el uso de parámetros constantes en caso de que exista un cambio estructural en la serie, los estimadores resultan fuertemente sesgados y el modelo puede aparentar no ser estacionario (Bauwens et al., 2010). En cambio, el enfoque bayesiano solventa este problema al tratar los parámetros mediante distribuciones de probabilidad (Bauwens et al., 2010).

4.3. Estimación bayesiana del modelo GARCH(1,1)

Para el objetivo de este trabajo de medir y analizar la incertidumbre de los tipos de cambio, se ha optado por realizar una estimación bayesiana del modelo GARCH(1,1) para cada una de las divisas seleccionadas.

Para la selección de las divisas a analizar, partiremos del caso de una compañía cuya moneda base es el euro, frente a cuatro de las divisas vistas anteriormente, las cuales se encuentran entre las más frecuentadas por las aerolíneas europeas. Las divisas seleccionadas incluyen el dólar estadounidense (USD), la libra esterlina (GBP), el franco suizo (CHF) y el renminbi chino (CNY).

Para la realización y aplicación del modelo se ha utilizado el lenguaje de programación R, dentro del entorno de programación RStudio. La elección de esta plataforma ha permitido el uso del paquete desarrollado por David Ardia, bayesGARCH, el cual incorpora un conjunto de funciones destinadas a la estimación bayesiana del modelo GARCH(1,1) y realiza el proceso de estimación de forma automática (Ardia and Hoogerheide, 2010).

Una de las propiedades destacadas del paquete bayesGARCH es que cuenta con la implementación de las innovaciones t-Student. Estas innovaciones permiten capturar la naturaleza y comportamiento del mercado de forma más precisa puesto que en la modelación clásica de los tipos de cambio se asume que estas siguen una distribución normal, lo que implicaría que la aparición de eventos extremos es insignificante (Ardia and Hoogerheide, 2010). Sin embargo, los log-retornos financieros presentan un fenómeno conocido como colas pesadas o "heavy tails", lo cual implica una presencia de shocks en el mercado más frecuente de lo que predeciría una distribución normal (Ardia and Hoogerheide, 2010).

Además, la distribución t-Student dispone del parámetro matemático de los grados de libertad, el cual se denota como ν. En el caso de que ν tenga un valor grande, la distribución se comportará como una normal, pero en el caso de que el valor de ν sea pequeño, aparecerán las colas pesadas para asemejarse a la realidad en la que existen saltos extremos en los tipos de cambio (Ardia and Hoogerheide, 2010).

Los datos utilizados para la estimación del modelo han sido descargados directamente en el entorno de programación R, provenientes de la base de datos de Yahoo Finance. Desde esta fuente se han obtenido los datos pertenecientes a los precios de cierre diarios de cada uno de los pares de divisas seleccionados. Y gracias al enfoque de estimación bayesiano, se ha podido utilizar los datos del periodo de tiempo de cinco años, que comprenden las fechas entre el 1 de enero de 2021 y el 1 de enero de 2026.

4.3.1. Interpretación de los parámetros del modelo

Las posteriores estimaciones del modelo GARCH(1,1) con especificaciones t-Student, proporcionaran un conjunto de parámetros que explican el comportamiento dinámico de la volatilidad, y cada uno parámetros tiene unos valores umbrales e interpretación especifica.

- **Reacción ante los *shocks* del mercado (α_1):** El valor de α_1 indica la reacción de la varianza condicionada frente a los eventos y noticias con impacto en el mercado. Cuando su valor se encuentra por encima de 0.1, nos indica que la varianza condicionada és altamente sensible a los *shocks* del mercado (Alexander, 2009).
- **La persistencia de la volatilidad (β):** Su valor define la persistencia de la volati-

lidad independientemente de los eventos externos. Cuando este valor es superior a 0.9, implica que cuando suceda un *shock* fuerte en el mercado, se necesitará un alto número de periodos para que se estabilice la volatilidad (Alexander, 2009).

- **Grados de libertad (ν):** Este parámetro se encarga de modelar las colas de la distribución (t-Student) de los rendimientos, contra más pequeño sea este valor, implicará la presencia de colas más pesadas. Para este parámetro se debe cumplir que $\nu > 2$ para poder asegurar que la varianza condicionada és finita. Y para que sea capaz de medir estadísticamente la leptocurtosis condicional, es decir, colas más pesadas que una distribución Normal, se debe cumplir $\nu > 4$ (Alexander, 2009).

Con los valores proporcionados por el modelo también se podrán calcular los siguientes indicadores que ayudarán al análisis de de la volatilidad los pares de divisas.

- **Persistencia total de la volatilidad (ϕ):** Este indicador se obtiene a través de la suma de los coeficientes de persistencia de la volatilidad y de la reacción ante *shocks*, $\phi = \alpha_1 + \beta$. Para que la varianza incondicional del modelo sea finita, se debe de cumplir $0 < \phi < 1$ (Alexander, 2009).
- **Varianza incondicional (σ_y^2):** El valor de la varianza incondicional, representa el nivel base de riesgo a largo plazo, y la fórmula para obtener dicho valor corresponde a (Alexander, 2009):

$$\sigma_y^2 = \frac{\alpha_0}{1-\phi}$$

- **Vida media de la volatilidad ($h2l$):** Esta es una métrica la cual indica la persistencia de la volatilidad en un marco temporal comprensible, indicando los periodos necesarios, en días, para que tras un *shock* la volatilidad condicionada alcance la mitad de la distancia hacia la volatilidad incondicionada (Alexander, 2009). Su valor se obtiene mediante la fórmula:

$$h2l = \frac{-\ln(2)}{\ln(\phi)}$$

.

Para poder efectuar una evaluación visual de los resultados de las estimaciones, se van a utilizar dos herramientas gráficas. Estos son los gráficos de traza o *trace plots* y los gráficos de densidad.

Los gráficos de traza permiten visualizar los valores de $\alpha_0, \alpha_1, \beta y \nu$ a lo largo de las iteraciones del algoritmo de simulación (Ardia and Hoogerheide, 2010). Como indicador de que las cadenas de Markov han convergido correctamente, se debe apreciar un comportamiento estable y denso, sin saltos bruscos (Ardia and Hoogerheide, 2010).

Y los gráficos de densidad marginal, encargados de mostrar la distribución de probabilidad en finalizar de cada parámetro, se interpretan a través de analizar la forma de la curva, siendo el pico el valor más probable del parámetro estimado (Ardia and Hoogerheide, 2010).

4.4. Aplicación código *bayesGARCH*

Para la realización del código utilizado para estimar los modelos se han requerido un total de tres librerías, las cuales son: la librería *tseries*, la cual contiene la función *get.hist.quote()* encargada de conectar con los servidores de Yahoo Finance para descargar los datos, la librería *bayesGARCH*, la cual contiene la función encargada de ejecutar el algoritmo que realiza la simulación MCMC, y por último la librería *coda* la cual contiene funciones para el análisis y diagnósticos de convergencia de simulaciones MCMC.

Los bloques de código utilizados para la estimación en el entorno de programación RStudio se conforman por cuatro bloques principales. A continuación veremos, a modo de ejemplo, la estructura empleada para la relación euro-dólar.

- Obtención y transformación de los datos históricos:

```
fecha_inicio <- "2021-01-01"
fecha_fin    <- "2026-01-01"
datos_usd <- get.hist.quote(
instrument = "EURUSD=X",
start      = fecha_inicio,
end        = fecha_fin,
provider   = "yahoo",
quote      = "Close",
quiet      = TRUE
)
precios <- as.numeric(na.omit(datos_usd))
y <- diff(log(precios)) * 100
```

En el primer bloque se ha extraído el histórico de los precios de cierre del par EUR/USD de los últimos cinco años del repositorio financiero Yahoo Finance. Para la posterior estimación del modelo GARCH, los precios absolutos del histórico se han convertido a log-retornos porcentuales, puesto que en estos modelos no se trabaja con los precios brutos, sino con la variación porcentual estocástica de los mismos a lo largo del tiempo, lo que permite trabajar con una variable estacionaria, enfocando el análisis en el riesgo (volatilidad) en vez del nivel de precios.

- Simulación del modelo:

```
MCMC100 <- bayesGARCH(y, control = list(n.chain = 6,
l.chain = 50000))
```

Con los datos preparados, se configuran los parámetros de control para generar 6 cadenas de Markov independientes, lo cual ayuda a verificar la estabilidad del algoritmo, y una longitud por cadena de 50000 iteraciones por cadena. El uso de este algoritmo permite sustituir la estimación clásica de máxima verosimilitud, y tiene la ventaja de evitar la elección de algoritmos de muestreo de forma manual (Ardia and Hoogerheide, 2010).

- Diagnóstico de convergencia de Gelman y Rubin.

```
chains <- mcmc.list(MCMC100$chain1, MCMC100$chain2,
MCMC100$chain3, MCMC100$chain4, MCMC100$chain5,
MCMC100$chain6)
print(gelman.diag(chains,autoburnin = FALSE))
```

El diagnóstico de convergencia de Gelman y Rubin consiste en una prueba estadística en la que se evalúa si un algoritmo de simulación iterativa converge correctamente, siendo así su función principal la detección de faltas de convergencia en algoritmos de simulación bayesianos (Gelman and Rubin, 1992). En el caso de los modelos de tipo GARCH, la falta de convergencia implica la no fiabilidad de los coeficientes obtenidos, por lo que resulta imprescindible la utilización del test de Gelman y Rubin (Ardia and Hoogerheide, 2010; Plummer et al., 2006).

El valor resultante de aplicar este diagnóstico, si és de 1.00 o se aproxima mucho a este, evidencia que las cadenas han convergido. En caso de que el valor resultante se aleje del valor mencionado es recomendable aumentar el número de iteraciones (Plummer et al., 2006).

Para la implementación del análisis de Gelman y Rubin, en primer lugar, se ha importado la librería coda con la cual se puede acceder a un conjunto de funciones y tests estadísticos. Luego se realiza una transformación de los objetos contenidos en MCMC100, el cual contiene los resultados de la ejecución anterior de bayesGARCH, a objetos de la clase mcmc y se almacenan individualmente en una lista. Para su posterior diagnóstico se fusionan los objetos individuales de mcmc consolidándose en un único objeto de la clase mcmc.list. Finalmente se puede realizar el diagnóstico a través de la función `gelman.diag()` la cual tiene la capacidad de analizar la convergencia de un modelo estocástico analizando cadenas en paralelo.

- Filtrado de la muestra:

```
smpl <- formSmpl(MCMC100, l.bi = 2500, batch.size = 2)
summary(smpl)
```

Luego de ejecutar la función bayesGARCH, se aplica un periodo de *burn-in* de 2500 iteraciones, es decir, se descartan los valores iniciales para asegurar que la muestra final representa fielmente la distribución posterior de los parámetros de riesgo. Gracias a este proceso se garantiza que los resultados estadísticos posteriores no estén sesgados por la inicialización inestable del algoritmo.

4.5. Análisis del par euro/dólar estadounidense (EUR/USD)

Los resultados de la ejecución del código anterior, con la estimación del modelo GARCH(1,1) para el par de divisas euro y dólar estadounidense, proporcionan los siguientes valores:

Parámetro	Mean	SD	Naive SE	Time-series SE
α_0	0.009814	0.005190	1.895e-05	0.0001674
α_1	0.079728	0.020950	7.650e-05	0.0005879
β	0.882614	0.037280	1.361e-04	0.0012845
ν	6.323365	1.168440	4.267e-03	0.0298247

Tabla 4.1: Estimación bayesiana de los parámetros del modelo GARCH(1,1) para el par EUR/USD (datos actualizados).

Parámetro	2.5 %	25 %	50 %	75 %	97.5 %
α_0	0.003484	0.006379	0.008685	0.011880	0.023160
α_1	0.046936	0.064934	0.076906	0.091340	0.128780
β	0.788833	0.865114	0.889627	0.908180	0.933680
ν	4.481778	5.501675	6.180612	6.980850	9.018450

Tabla 4.2: Cuantiles de la distribución posterior para el par EUR/USD (datos actualizados).

En la figura 4.1 nos encontramos los diagramas correspondientes a los parámetros obtenidos mediante la simulación:

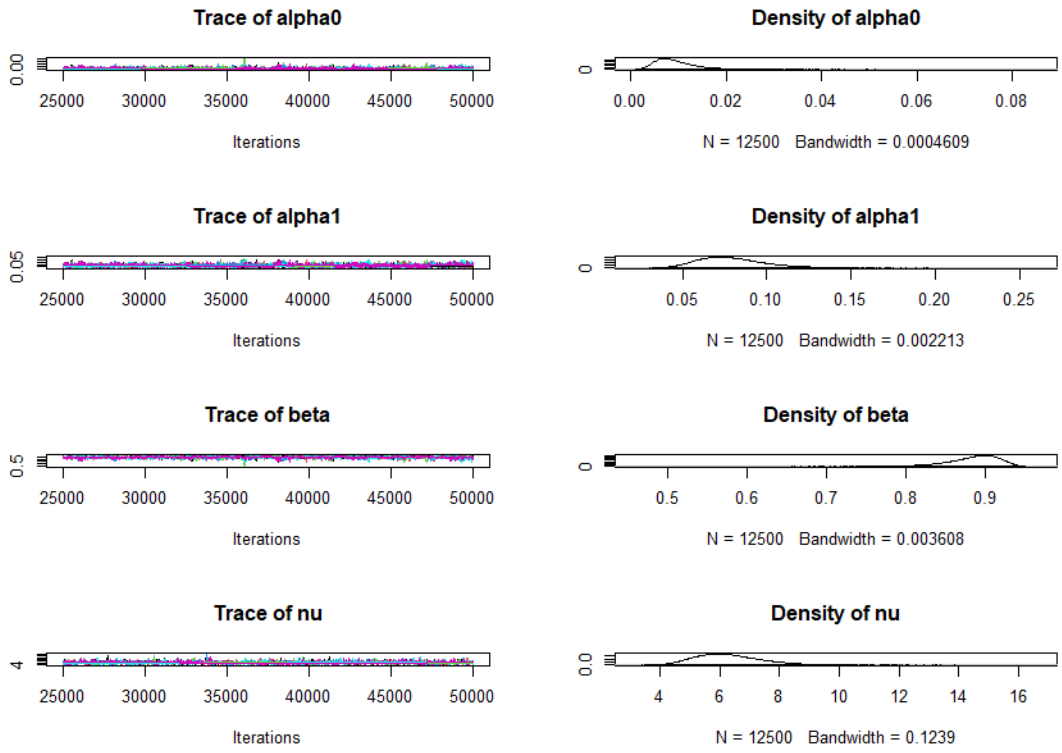

Figura 4.1: Gráficos de traza (izquierda) y densidad posterior (derecha) para los parámetros del modelo GARCH(1,1) del par EUR/USD.

Y los resultados del diagnóstico de convergencia de Gelman-Rubin, da como valores resultantes:

Parámetro	**Estimación puntual (PSRF)**	**Límite superior IC**
α_0	1.01	1.02
α_1	1.00	1.01
β	1.01	1.02
ν	1.00	1.00
PSRF multivariante	1.00	—

Tabla 4.3: Diagnóstico de convergencia de Gelman-Rubin (Estadístico $\hat{R}$) para el par EUR/USD (datos actualizados).

En primer lugar, para garantizar que los datos extraídos conforman una muestra representativa y válida, se puede observar que no existen indicativos de falta de convergencia en el algoritmo de simulación, ya que la totalidad de los estimadores puntuales del diagnóstico de Gelman-Rubin se sitúan por debajo del valor umbral crítico de 1.05. En el factor de reducción de escala potencial (PSFR), el diagnóstico nos proporciona un valor numérico global (*multivariate*) de 1.00, y de forma individual de cada parámetro, todos se encuentran con valores de entre 1.00 y 1.01, confirmando así la convergencia de las cadenas. Por otro lado, también se puede observar de forma visual la solidez del modelo a través de los diagramas de traza (figura 4.1), en la que se puede observar cada una de las distintas cadenas en distintos colores, cómo se solapan de forma homogénea a lo largo del tiempo.

Gracias a los valores obtenidos, se puede describir la estructura y comportamiento de la volatilidad del par euro-dólar.

Los grados de libertad ν, cuentan con un valor de 6.323365, por lo que se cumple $\nu > 4$, es decir, la existencia de curtosis condicional. Este valor indica la presencia de colas pesadas y confirma la necesidad del uso de la distribución t-Student en vez de una distribución normal.

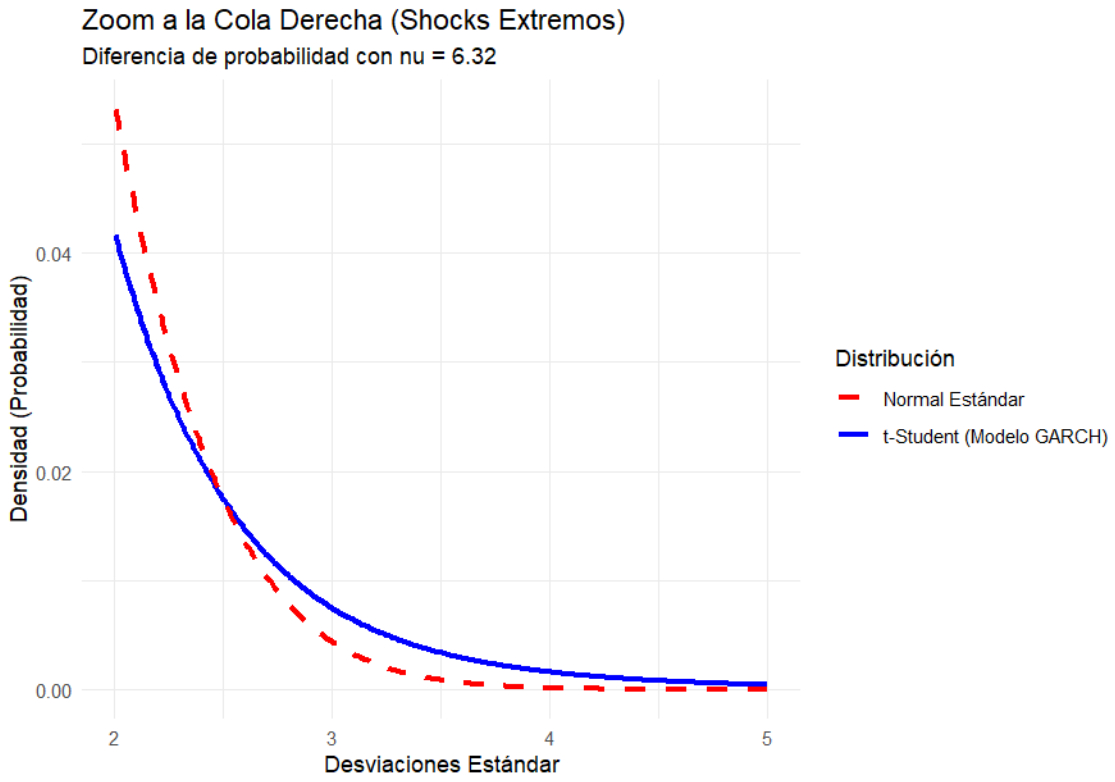

Figura 4.2: Zoom a la cola derecha de la distribución empírica frente a la normal estándar (shocks extremos con $\nu = 6,32$*).*

La figura 4.2 permite apreciar visualmente cómo se comportan la distribución normal estándar (en color rojo) y la t-Student (en color azul) ante *shocks* extremos en la cola derecha. En el caso de la distribución normal estándar, decae rápidamente, aproximándose a cero; por contra, la t-Student mantiene una mayor persistencia y densidad en los extremos.

El valor del impacto de las notícias α_1, cuenta con un valor estimado de 0.079728, quedando por debajo del umbral de 0.1, hecho que muestra una sensibilidad moderada a los impactos o noticias del mercado. Por otro lado, el valor de β 0.882614, se acerca mucho al valor umbral de 0.9, lo que afirma la presencia de persistencia de la volatilidad. Esto indica que la varianza pasada influye en gran medida en la varianza actual.

Una vez realizado el cálculo de la persistencia total de la volatilidad

$$\phi = 0,079728 + 0,882614 = 0,962342$$

podemos que se satisface $0 < \phi < 1$, afirmando que la varianza incondicional es finita.

El cálculo de la varianza incondicional (σ_y^2) corresponde a los siguientes valores.

$$\sigma_y^2 = \frac{0,009814}{1 - 0,962342} = 0,2606$$

Realizando la raíz cuadrada de este valor, obtenemos la volatilidad diaria de largo plazo con un valor de 0.51 % ($\sqrt{0,2606} \approx 0,5105$).

Y la vida media de una perturbación, en este caso en jornadas bursátiles necesarias, nos da el siguiente resultado.

$$h2l = \frac{-\ln(2)}{\ln(0{,}962342)} = 18{,}06 \text{ días}$$

Esto nos indica que, ante un *shock* en la varianza del par EUR/USD, se necesitarán en promedio 18 días hábiles para que se disipe el 50 % del exceso de volatilidad introducido.

4.6. Análisis del par euro/renminbi chino (EUR/CNY)

Los resultados de la estimación de GARCH realizada para el par de divisas euro y renminbi chino obtenidos son:

Parámetro	Mean	SD	Naive SE	Time-series SE
α_0	0.053630	0.019970	7.294e-05	0.0006149
α_1	0.176130	0.046090	1.683e-04	0.0010259
β	0.604350	0.107300	3.918e-04	0.0033865
ν	5.586410	0.917790	3.351e-03	0.0228747

Tabla 4.4: Estimación bayesiana de los parámetros del modelo GARCH(1,1) para el par EUR/CNY.

Parámetro	2.5 %	25 %	50 %	75 %	97.5 %
α_0	0.022870	0.039430	0.050690	0.064730	0.100400
α_1	0.098060	0.143680	0.172130	0.204130	0.278000
β	0.366920	0.539380	0.614750	0.680220	0.787800
ν	4.130480	4.940610	5.472600	6.106260	7.687200

Tabla 4.5: Cuantiles de la distribución posterior para el par EUR/CNY.

En la figura 4.3 nos encontramos los diagramas correspondientes a los parámetros obtenidos mediante la simulación:

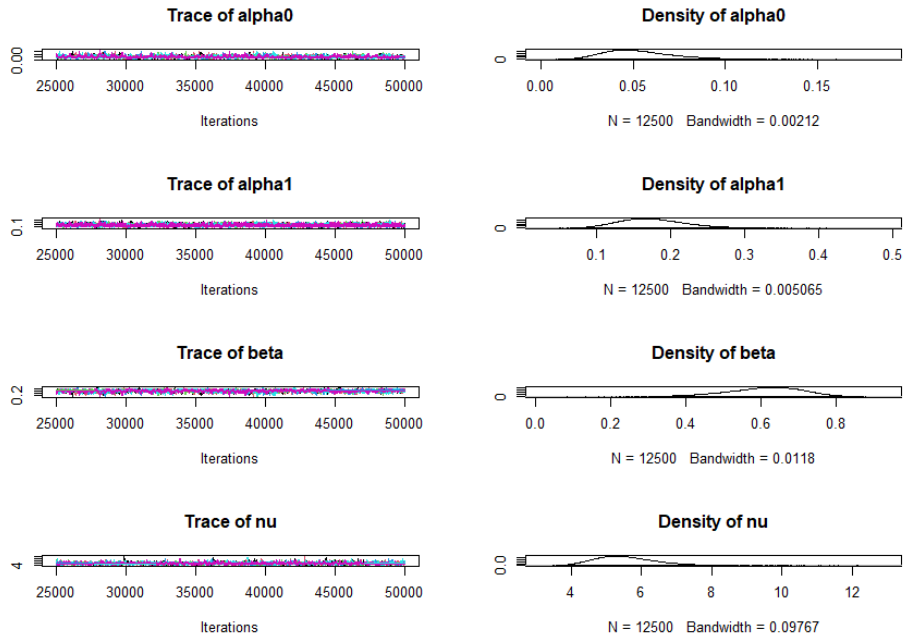

Figura 4.3: Gráficos de traza (izquierda) y densidad posterior (derecha) para los parámetros del modelo GARCH(1,1) del par EUR/CNY.

Y los valores del diagnostico de convergencia de Gelman-Rubin son:

Parámetro	**Estimación puntual (PSRF)**	**Límite superior IC**
α_0	1.00	1.00
α_1	1.00	1.01
β	1.00	1.00
ν	1.01	1.01
PSRF multivariante	1.00	—

Tabla 4.6: Diagnóstico de convergencia de Gelman y Rubin para el par EUR/CNY.

Los resultados del diagnóstico de convergencia de Gelman y Rubin son óptimos, ya que tanto el estadístico global tiene un valor de 1.00 como las estimaciones puntuales e intervalos superiores para todos los parámetros es de 1.00. En el caso de los grados de libertad (ν) se obtiene un valor de 1.01, el cual se encuentra por debajo del valor límite de 1.2, indicando que se ha alcanzado correctamente su distribución estacionaria.

En el gráfico de la figura 4.3, en el lado izquierdo encontramos los diagramas de traza en los que se puede apreciar cómo se entrelazan a lo largo del tiempo las distintas cadenas, pudiendo apreciar visualmente que convergen correctamente. En el lado derecho de la imagen nos encontramos con los diagramas de densidad, los cuales muestran distribuciones limpias sin picos anómalos.

Los valores obtenidos para los coeficientes del par EUR/CNY muestran un comportamiento marcadamente distinto al par EUR/USD analizado anteriormente. En cuanto a la

reacción ante los *shocks* del mercado, α_1 el valor es de 0.17613, por lo que la varianza condicionada es muy sensible a los eventos del mercado, puesto que supera el umbral de 0.1.

En la memoria del mercado β con un valor de 0.60435, tiene un valor menor al del par EUR/USD (0.88) y muy por debajo del umbral de alta persistencia de 0.9, por lo que se puede determinar que el grado de *volatility clustering* es mucho menor. En los grados de libertad ν nos encontramos un valor más pequeño que en el par EUR/USD, de 5.58641, por lo que en este caso las colas serán ahún más pesadas.

Al calcular la persistencia total del riesgo, se obtiene un valor de $\phi = 0{,}17613 + 0{,}60435 = 0{,}78048$ y, por tanto, se cumple $0 < \phi < 1$ por lo que el proceso GARCH para este par de divisas es estacionario en varianza.

El valor calculado para la varianza incondicional es de:

$$\sigma_y^2 = \frac{0{,}05363}{1 - 0{,}78048} = 0{,}2443$$

Y a través de la raíz cuadrada de σ_y^2 podemos obtener que la desviación estándar estructural aproximada diaria es del 0.49, cercana a la del par EUR/USD (0.51).

Por otro lado, la vida media de una perturbación es mucho menor a la del par EUR/USD, con un valor de 2.8 días frente a 18.06 días. El cálculo de la vida media de una perturbación corresponde a:

$$h2l = \frac{-0{,}693147}{\ln(0{,}78048)} = 2{,}80 \text{ días}$$

4.7. Análisis del par euro/franco suizo (EUR/CHF)

Los valores obtenidos para la estimación del modelo GARCH para el par de divisas euro y franco suizo son los siguientes:

Parámetro	Mean	SD	Naive SE	Time-series SE
α_0	0.005187	0.002478	9.048e-06	7.851e-05
α_1	0.098067	0.026700	9.750e-05	7.924e-04
β	0.862247	0.041226	1.505e-04	1.394e-03
ν	6.902472	1.235004	4.510e-03	2.948e-02

Tabla 4.7: Estimación bayesiana de los parámetros del modelo GARCH(1,1) para el par EUR/CHF.

Parámetro	2.5 %	25 %	50 %	75 %	97.5 %
α_0	0.002020	0.003473	0.004641	0.006294	0.011430
α_1	0.057280	0.078900	0.094167	0.113124	0.160930
β	0.762110	0.840756	0.869889	0.891748	0.920530
ν	4.959720	6.037261	6.735558	7.588255	9.764300

Tabla 4.8: Cuantiles de la distribución posterior para el par EUR/CHF.

En la figura 4.4 nos encontramos los diagramas correspondientes a los parámetros obtenidos mediante la simulación:

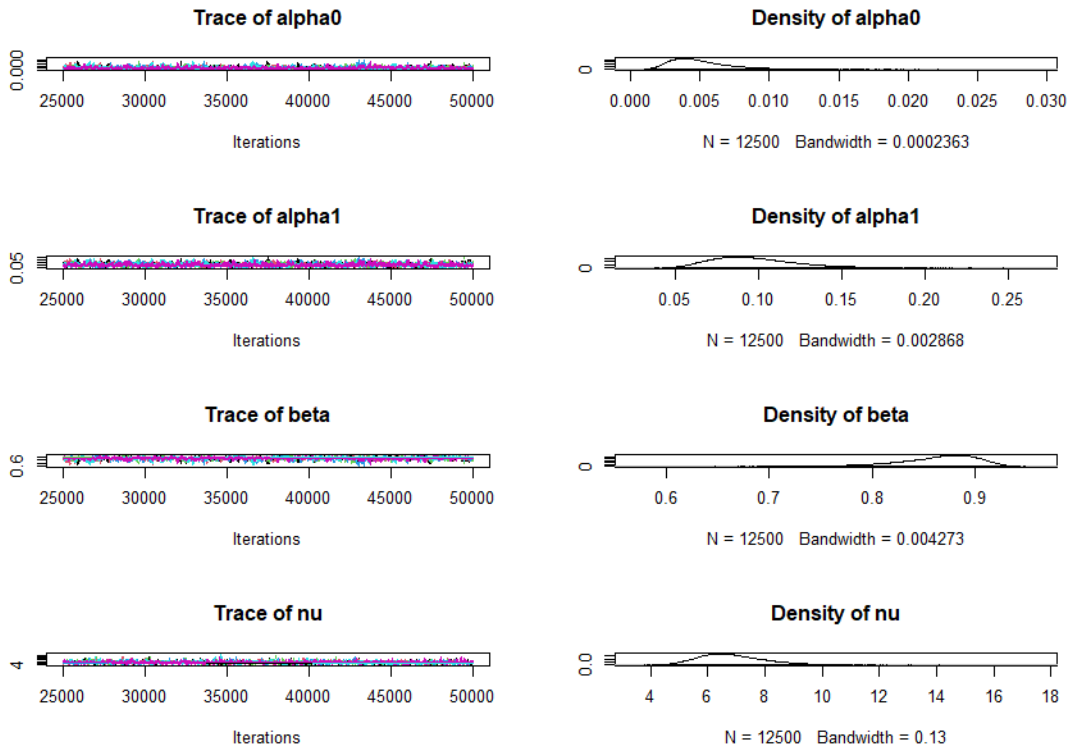

Figura 4.4: Gráficos de traza (izquierda) y densidad posterior (derecha) para los parámetros del modelo GARCH(1,1) del par EUR/CHF.

Los resultados del diagnostico de convergencia de Gelman y Rubin son:

Parámetro	Estimación puntual (PSRF)	Límite superior IC
α_0	1.00	1.00
α_1	1.00	1.00
β	1.00	1.00
ν	1.03	1.03
PSRF multivariante	1.00	—

Tabla 4.9: Diagnóstico de convergencia de Gelman y Rubin para el par EUR/CHF.

El diagnóstico de convergencia de la simulación MCMC confirma la robustez de las estimaciones de los parámetros. Nuevamente, tanto el *Multivariate PSFR* como los parámetros individuales α_0, α_1 y β, alcanzan un valor óptimo de 1.00. Y en el caso de los grados de libertad, el valor obtenido es de 1.03, igualmente por debajo del umbral de rechazo de 1.2.

Los valores de los parámetros del modelo GARCH(1,1) corresponden a 0.098067 para la reacción ante *shocks* (α_1), acercándose mucho al valor umbral de 0.1, implicando una reactividad medianamente alta ante perturbaciones del mercado. Para el valor de β, se sitúa ligeramente por debajo del umbral crítico de 0.9, con un valor de 0.862247, por lo que sí existe agrupación de la volatilidad.

En los grados de libertad (ν) nos encontramos con un valor mayor al de los pares de divisas analizados anteriormente de 6.902472, existiendo igualmente colas pesadas pero menos extremas.

La persistencia total del riesgo es de $\phi = 0{,}098067 + 0{,}862247 = 0{,}960314$, lo que deja un nivel muy elevado de persistencia y cumpliendo la condición de estacionalidad $0 < \phi < 1$.

La varianza incondicional (σ_y^2) resulta con un valor de:

$$\sigma_y^2 = \frac{0{,}005187}{1 - 0{,}960314} = 0{,}1307$$

Lo que se traduce en una volatilidad diaria aproximada del 0.36 ($\sqrt{0{,}1307} \approx 0{,}3615$), siendo esta menor que la de los pares de divisas EUR/USD (0,51) y EUR/CNY (0,49).

En la vida media de una perturbación nos encontramos un valor parecido al del par EUR/USD con un valor de:

$$h2l = \frac{-0{,}693147}{\ln(0{,}960314)} = 17{,}11 \text{ días}$$

En cuanto a la memoria temporal, nos encontramos con un comportamiento muy similar entre el par de divisas EUR/CHF y el par EUR/USD, lo cual concuerda con el hecho de que ambos se rigen por un sistema de flotación. Consecuentemente, estos distan del comportamiento del par EUR/CNY, en el cual el renminbi chino se rige por un sistema de tipo fijo en que la vida media de los *shocks* es mucho menor.

4.8. Análisis del par euro/libra esterlina (EUR/GBP)

Los resultados obtenidos por la estimación bayesiana del modelo GARCH(1,1) son:

Parámetro	Mean	SD	Naive SE	Time-series SE
α_0	0.044550	0.020980	7.662e-05	0.0009532
α_1	0.199980	0.063190	2.307e-04	0.0022713
β	0.485650	0.184070	6.721e-04	0.0085354
ν	4.332380	0.525520	1.919e-03	0.0124360

Tabla 4.10: Estimación bayesiana de los parámetros del modelo GARCH(1,1) para el par EUR/GBP.

Parámetro	2.5 %	25 %	50 %	75 %	97.5 %
α_0	0.013180	0.027280	0.041760	0.060290	0.087220
α_1	0.097340	0.154150	0.193270	0.238500	0.340520
β	0.145290	0.335330	0.499280	0.636220	0.790680
ν	3.415420	3.960530	4.294600	4.658740	5.469540

Tabla 4.11: Cuantiles de la distribución posterior para el par EUR/GBP.

En la figura 4.5 nos encontramos los diagramas correspondientes a los parámetros obtenidos mediante la simulación:

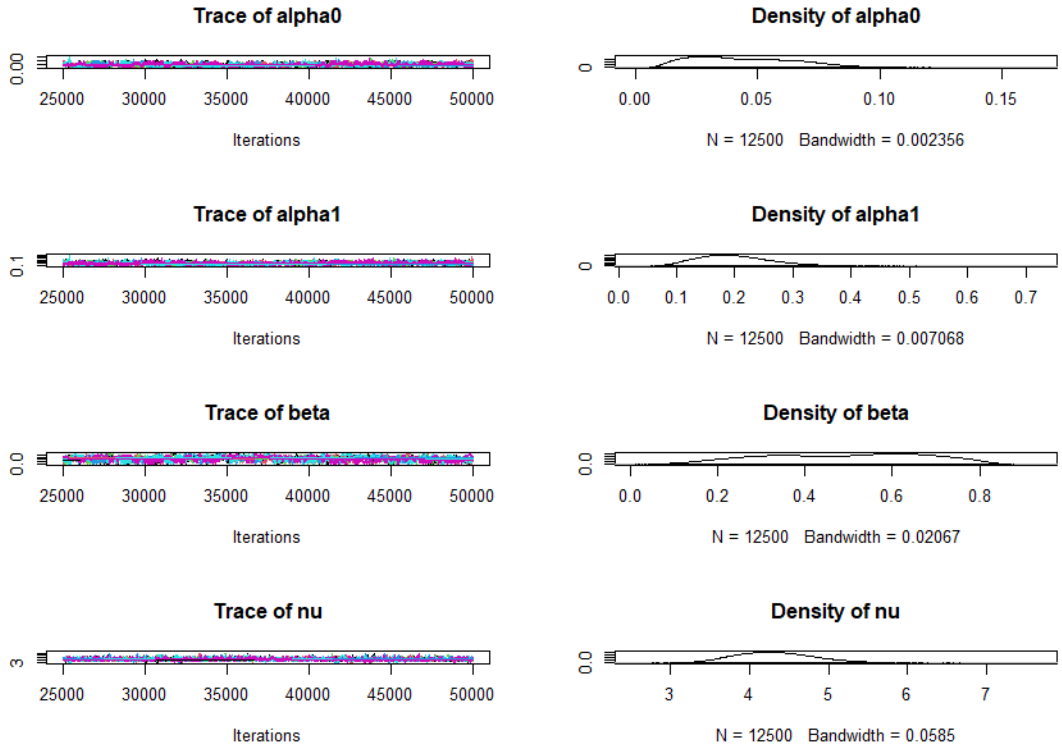

Figura 4.5: Gráficos de traza (izquierda) y densidad posterior (derecha) para los parámetros del modelo GARCH(1,1) del par EUR/GBP.

Los resultados del diagnóstico de convergencia de Gelman-Rubin son:

Parámetro	**Estimación puntual (PSRF)**	**Límite superior IC**
α_0	1.00	1.00
α_1	1.00	1.00
β	1.00	1.00
ν	1.00	1.00
PSRF multivariante	1.00	—

Tabla 4.12: Diagnóstico de convergencia de Gelman y Rubin para el par EUR/GBP.

El diagnóstico de convergencia para la simulación MCMC confirma la convergencia de las cadenas, obteniendo un valor de 1.00 tanto para el *Multivariate PSFR* como para cada uno de los parámetros (α_0, α_1, β, ν). También se puede apreciar la convergencia de las cadenas en los diagramas de traza en el lado izquierdo de la figura 4.5.

Los coeficientes estimados para el par EUR/GBP nos muestran un comportamiento de la volatilidad diferenciado de los vistos anteriormente. El valor de α_1 es de 0.19998, superando muy ampliamente el umbral de 0.1, lo que implica que la varianza condicionada es extremadamente sensible a las noticias y *shocks* del mercado. Por otro lado, nos encontramos con un valor de β el cual se encuentra muy por debajo del umbral de 0.9, con

un valor de 0.48565; en consecuencia, la agrupación de la volatilidad es muy débil, con lo que el mercado no cuenta con mucha memoria frente al riesgo.

El valor de los grados de libertad ν también es el más pequeño de los que se han analizado, con un valor de 4.33238. Con este valor supero por poco la condición de $\nu > 4$ existencia de la curtosis condicional. Este valor tan pequeño de ν implica la presencia de las colas más pesadas de entre todas las divisas que se han analizado.

El valor de la persistencia del riesgo es de $\phi = 0{,}19998 + 0{,}48565 = 0{,}68563$, también cumpliendo con el requisito de $0 < \phi < 1$ para afirmar que el proceso es estacionario en varianza.

La varianza incondicional corresponde al valor de:

$$\sigma_y^2 = \frac{0{,}04455}{1 - 0{,}68563} = 0{,}1417$$

De este valor obtenemos la volatilidad diaria aproximada a largo plazo con un valor de 0.38 ($\sqrt{0{,}1417} \approx 0{,}3764$).

Y la vida media de una perturbación es de:

$$h2l = \frac{-0{,}693147}{\ln(0{,}68563)} = 1{,}84 \text{ días}$$

Este valor implica que el mercado del par de divisas EUR/GBP necesita un periodo inferior a 2 días hábiles para reducir al 50 % el impacto de cualquier *shock*.

4.9. Comparativa de la dinámica de la volatilidad entre divisas

Tras haber evaluado de forma individual el comportamiento estadístico de cada par de divisas mediante el modelo GARCH(1,1), se va a establecer una visión transversal. En la Tabla 4.13 se consolidan los valores medios de los parámetros clave que rigen la volatilidad condicional de los cuatro pares estudiados frente al euro.

Par de Divisas	α_1	β	ν
EUR/USD	0.079728	0.882614	6.323365
EUR/CHF	0.098067	0.862247	6.902472
EUR/CNY	0.176130	0.604350	5.586410
EUR/GBP	0.199980	0.485650	4.332380

Tabla 4.13: Comparativa de los parámetros de volatilidad estimados para los cuatro pares de divisas analizados.

A partir de los resultados mostrados, la dinámica de la volatilidad en el mercado de divisas de las divisas analizadas, puede dividirse en dos perfiles de comportamiento estadístico.

Los pares EUR/USD y EUR/CHF presentan un perfil caracterizado por una alta memoria endógena y una baja reactividad inmediata. Ambos muestran coeficientes de reacción ante *shocks* (α_1) inferiores a 0.1, lo que sugiere que no sufren alteraciones drásticas en su varianza ante eventos diarios comunes. Sin embargo, muestran los niveles de persistencia (β) más elevados del estudio, cercanos al umbral crítico de 0.9. Esto significa que la agrupación de la volatilidad (*volatility clustering*) es muy pronunciada; cuando el mercado experimenta una perturbación real, el nivel de incertidumbre tarda un número prolongado de jornadas en estabilizarse (en torno a 17 y 18 días hábiles). Adicionalmente, sus grados de libertad, en ambos casos $\nu > 6$, reflejan una leptocurtosis más moderada en comparación con el resto.

En cambio, los pares EUR/GBP y EUR/CNY muestran un comportamiento de mercado altamente reactivo, pero de rápida estabilización. Sus parámetros α_1 son considerablemente altos, con valores de 0.199 y 0.176 respectivamente, evidenciando una fuerte sensibilidad ante nuevos *shocks* financieros o noticias macroeconómicas. No obstante, su memoria del mercado (β) es notablemente menor, con valores de 0.485 y 0.604, indicando que estas alteraciones son efímeras y el mercado recupera su estabilidad en pocos periodos. Este perfil también cuenta con los grados de libertad más bajos del análisis, especialmente crítico en la libra esterlina, con valor $\nu = 4{,}33$, lo que indica una probabilidad notablemente mayor de sufrir eventos extremos repentinos y colas pesadas muy marcadas. Cabe mencionar que se ha detectado esta cierta similitud entre los pares EUR/GBP y EUR/CNY, pese a que su comportamiento proviene de un tipo de régimen cambiario distinto; en el caso del EUR/GBP, de dos divisas con flotación libre, y en el de EUR/CNY, una con flotación libre por parte del euro y el renminbi chino de régimen dirigido.

5 | Conclusiones

A lo largo del trabajo se ha profundizado en la exposición estructural al riesgo cambiario que enfrentan las aerolíneas internacionales, donde existe una asimetría financiera generada por la desconexión entre los ingresos, diversificados en múltiples divisas locales, y los costes operativos, con gran concentración en el dólar estadounidense. Para fundamentar este análisis, la metodología ha sido un elemento clave, implementando un modelo econométrico GARCH(1,1) bajo un enfoque bayesiano con innovaciones t-Student. Esta base técnica se ha aplicado sobre cuatro pares de divisas relevantes para el tráfico aéreo europeo: EUR/USD, EUR/CNY, EUR/CHF y EUR/GBP. Para estos pares de divisas se ha evaluado una muestra histórica de cinco años comprendida entre el 1 de enero de 2021 y el 1 de enero de 2026.

Los resultados estadísticos obtenidos indican que el mercado de divisas no presenta un comportamiento uniforme, sino que requiere estrategias de cobertura ajustadas a las características específicas de cada divisa. Entre los cuatro pares de divisas analizados, se han identificado dos perfiles de riesgo diferenciados que inciden directamente en las decisiones de gestión financiera en las compañías aéreas.

En primer lugar, la exposición al dólar estadounidense y al franco suizo presenta una alta memoria endógena y una fuerte agrupación de la volatilidad. Indicando que las alteraciones en estos mercados generan ciclos de incertidumbre prolongados. En consecuencia, la operativa de la aerolínea frente a estas divisas exige diseñar instrumentos de cobertura a largo plazo, orientados a proteger de forma sostenida los flujos de caja operativos frente a crisis cambiarias duraderas.

Sin embargo, la exposición frente a la libra esterlina y el renminbi chino muestra una alta reactividad inmediata, pero una rápida asimilación de los choques financieros, regresando a su media en un plazo de tiempo menor. Sin embargo, ambas divisas presentan una mayor probabilidad de sufrir eventos extremos repentinos. De esto se deriva que la gestión del riesgo en estos mercados requiere la integración de instrumentos de mitigación mucho más ágiles y asimétricos, capaces de ofrecer protección inmediata frente a alteraciones drásticas y puntuales sin comprometer la rentabilidad cuando el mercado se estabiliza.

La aplicación del modelo econométrico ha sido fructífera, ayudando a comprender la exposición de las aerolíneas, pero cabe resaltar que se han detectado ciertas limitaciones metodológicas. Este hecho se debe a que el estudio ha evaluado el riesgo cambiario de manera estrictamente bilateral frente al euro, limitado, en parte, la profundidad del análisis al no contemplar el riesgo simultáneo y las covarianzas que existen en la cartera global

completa de una compañía aérea.

En definitiva, se puede concluir que la modelización rigurosa de la incertidumbre financiera representa una herramienta estratégica importante para diseñar coberturas eficientes frente a las fluctuaciones del mercado de divisas. Como futuras líneas de investigación, se sugiere ampliar el modelo mediante variantes GARCH asimétricas. Además, para maximizar la utilidad práctica de este estudio, sería ideal trasladar estos resultados a los flujos de caja reales de las compañías aéreas, permitiendo así optimizar sus coberturas.

Referencias

Airbus (2025). Hedging & Debt | Airbus.

Alexander, C. (2009). *Market Risk Analysis, Value at Risk Models*. John Wiley & Sons. Google-Books-ID: PqbIEAAAQBAJ.

Ardia, D. and Hoogerheide, F., L. (2010). Bayesian Estimation of the GARCH(1,1) Model with Student-t Innovations. *The R Journal*, 2(2):41.

Bauwens, L., Preminger, A., and Rombouts, J. V. K. (2010). Theory and inference for a Markov switching GARCH model. *The Econometrics Journal*, 13(2):218–244.

Berghöfer, B. and Lucey, B. (2014). Fuel hedging, operational hedging and risk exposure — Evidence from the global airline industry. *International Review of Financial Analysis*, 34:124–139.

Brooks, C. (2008). *RATS Handbook to Accompany Introductory Econometrics for Finance*. Cambridge University Press, Cambridge.

Brown, G. W. (2001). Managing foreign exchange risk with derivatives. *Journal of Financial Economics*, 60(2-3):401–448.

Christoffersen, P. (2011). *Elements of Financial Risk Management*. Academic Press. Google-Books-ID: YkcMBGYbRasC.

Engle, R. F. and Bollerslev, T. (1986). Modelling the persistence of conditional variances. *Econometric Reviews*, 5(1):1–50. _eprint: https://doi.org/10.1080/07474938608800095.

Eurostat (2024). Fluggastverkehr nach Flugzeugtyp, Entfernungsklassen und Verkehrsumfang.

Gelman, A. and Rubin, D. B. (1992). Inference from Iterative Simulation Using Multiple Sequences. *Statistical Science*, 7(4):457–472.

Gómez-Puig, M. (2006). LOS TIPOS DE CAMBIO FIJOS Y LA INTERVENCIÓN EN LOS MERCADOS DE DIVISAS. *Información Comercial Española, ICE: Revista de economía*, 1.

Hoogerheide, L. F., Ardia, D., and Corré, N. (2012). Density prediction of stock index returns using GARCH models: Frequentist or Bayesian estimation? *Economics Letters*, 116(3):322–325.

IATA, I. A. T. A. (2026). Fuel Efficiency in 2026: Precision Data, Strategic KPIs, and Sustainable Performance Opportunities.

International Monetary Fund, I. M. F. M. A. C. M. (2024). Annual Report on Exchange Arrangements and Exchange Restrictions 2023. In *Annual Report on Exchange Arrangements and Exchange Restrictions 2023*. International Monetary Fund.

Krugman, P. R. (2016). *Economía internacional: teoría y política*. Pearson Educación, Madrid, 10ª ed. edition.

Latter, T. (1997). *La elección del régimen de tipo de cambio*. Centro de Estudios Monetarios Latinoamericanos Ciudad de México, México.

Levy-Yeyati, E. and Sturzenegger, F. (2005). Classifying exchange rate regimes: Deeds vs. words. *European Economic Review*, 49(6):1603–1635.

Loudon, G. F. (2004). Financial Risk Exposures in the Airline Industry: Evidence from Australia and New Zealand. *Australian Journal of Management*, 29(2):295–316.

Merkert, R. and Swidan, H. (2019). Flying with(out) a safety net: Financial hedging in the airline industry. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 127:206–219.

Morrell, P. and Swan, W. (2006). Airline Jet Fuel Hedging: Theory and Practice. *Transport Reviews*, 26(6):713–730.

Morrell, P. S. (2021). Risk management: Foreign currency and interest rates. In *Airline Finance*, pages 219–236. Routledge, United Kingdom, 5 edition.

Patton, A. J. (2006). Estimation of Multivariate Models for Time Series of Possibly Different Lengths. *Journal of Applied Econometrics*, 21(2):147–173.

Plummer, M., Best, N., and Cowles, K. (2006). CODA: Convergence Diagnosis and Output Analysis for MCMC.

Raghavan, S., Higuera, A. C., Sharma, M., and Mau, R. (2020). Unlocking the Final Code to Managing Financial Risk in the Airline Industry. *EuroMoney*.

Tsay, R. S. (2010). *Analysis of Financial Time Series*. Wiley Series in Probability and Statistics. Wiley, 1 edition.