INSTITUTO
SUPERIOR
DE CONTABILIDADE
E ADMINISTRAÇÃO
DO PORTO
POLITÉCNICO
DO PORTO

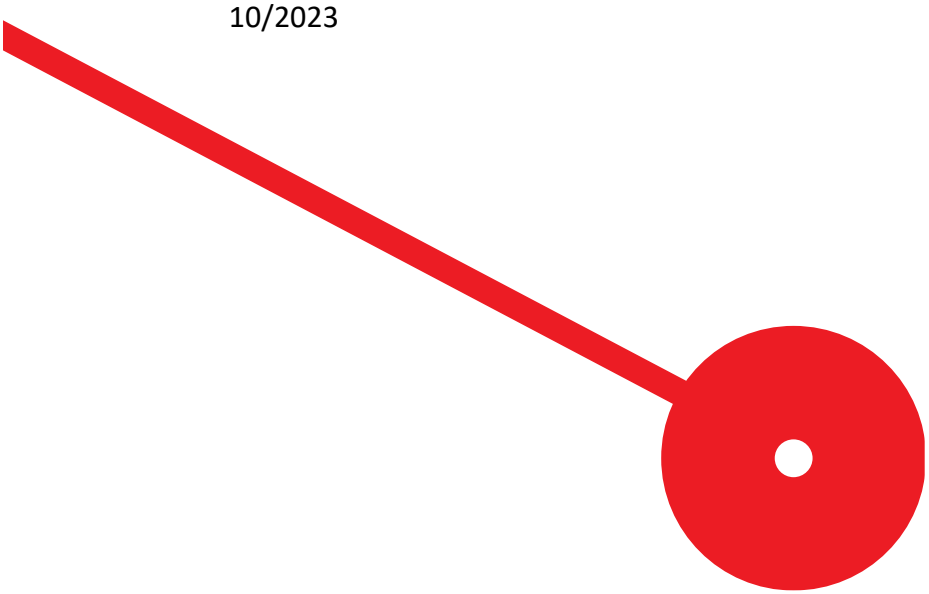
M MESTRADO
FINANÇAS EMPRESARIAIS

Relações de Influência entre os Índices Acionistas da Euronext

Versão final (Esta versão contém as críticas e sugestões dos elementos do júri)

Luana Beliago Pinto Carneiro

10/2023



Luana Beliago Pinto Carneiro. Relações de Influência entre os índices Acionistas da Euronext 10/2023

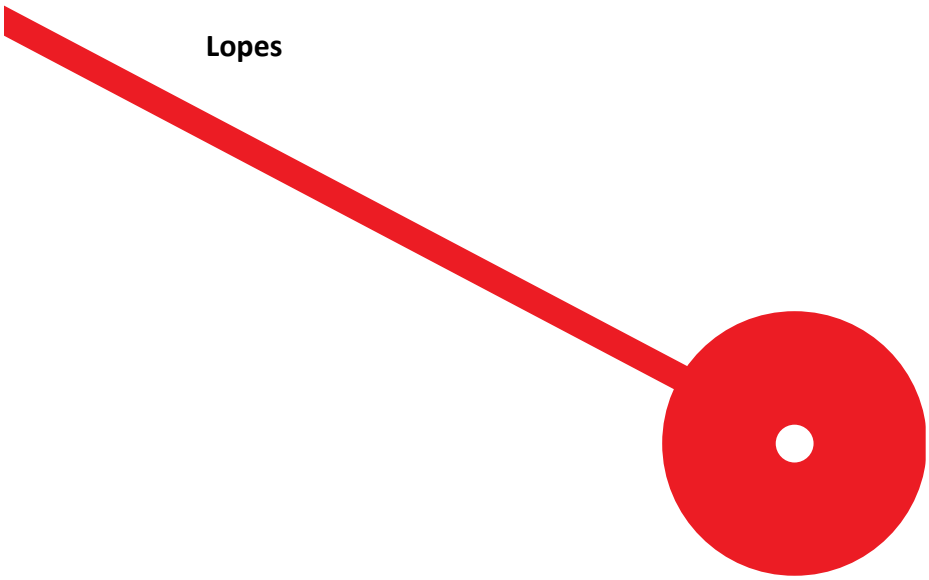
INSTITUTO
SUPERIOR
DE CONTABILIDADE
E ADMINISTRAÇÃO
DO PORTO
POLITÉCNICO
DO PORTO

M MESTRADO
FINANÇAS EMPRESARIAIS

Relações de Influência entre os Índices Acionistas da Euronext

Luana Beliago Pinto Carneiro

Dissertação de Mestrado apresentado ao Instituto Superior de Contabilidade e Administração do Porto para a obtenção do grau de Mestre em Finanças Empresariais, sob orientação do Professor Luís Pereira Gomes e da Professora Cristina Lopes



Luana Beliago Pinto Carneiro. Relações de Influência entre os índices Acionistas da Euronext 10/2023

Agradecimentos

Esta Dissertação de Mestrado representa a conclusão de mais uma etapa na minha vida académica, uma fase repleta de desafios e exigências que, se revelou, bastante compensadora. Não posso deixar de expressar a minha gratidão pelo apoio e contribuições de diversas pessoas que compartilharam comigo este processo de pesquisa, sem as quais essa conquista não teria sido possível.

Aos meus orientadores, Professor Luís Pereira Gomes e Professora Cristina Lopes, agradeço-lhes pela sua disponibilidade, conselhos e sugestões ao longo deste percurso, que contribuíram para a realização deste trabalho.

À minha mãe e irmãs, Catarina e Lara, por todo o apoio, ajuda e motivação constantes ao longo deste percurso, sem o qual, não teria conseguido alcançar os meus objetivos.

A todos colegas de mestrado, que me acompanharam nos últimos anos e que permitiram enriquecer esta experiência académica.

Aos meus colegas de trabalho, agradeço pela compreensão, flexibilidade e apoio que me proporcionaram.

Com todas estas pessoas, deixo o meu agradecimento e compartilho os méritos desta dissertação.

Resumo:

Este estudo tem como propósito examinar as relações de dependência entre os principais índices acionistas da Euronext, designadamente, identificar o mercado mais impactante e eventuais alterações motivadas pelo evento extremo Covid-19. Neste sentido, foi executada uma análise dos retornos diários de seis índices financeiros distintos: PSI (Portugal), CAC 40 (França), AEX (Amsterdão), BEL 20 (Bélgica), OBX (Noruega) e ISEQ (Irlanda). Para corrigir problemas de autocorrelação e heterocedasticidade condicional, inerentes a essas séries financeiras, empregaram-se modelos ARMA-GARCH e selecionou-se o modelo mais apropriado para cada índice, resultando nos retornos diários filtrados.

Adicionalmente, foi adotado o método de cópulas para criar estimativas das dependências entre as séries dos índices financeiros, tanto antes como após a pandemia, de modo a entender se a influência entre eles sofreu alterações devido a esse evento externo. Os resultados revelam que, em ambos os períodos, o índice CAC 40 exerce a influência mais proeminente sobre os demais, seguido pelo AEX. Por outro lado, o OBX e o ISEQ são os mais impactados, demonstrando parâmetros de dependência relativamente menores. Verifica-se ainda, que o evento pandemia não alterou as posições dominantes dos índices francês e holandês no cenário da Euronext.

Palavras-chave: Eficiência dos Mercados Financeiros; Cópulas; ARMA-GARCH Euronext; COVID-19;

Abstract:

This study aims to examine the dependency relationships between Euronext's main shareholder indices, namely, to identify the most impactful market and possible changes caused by the extreme Covid-19 event. In this sense, an analysis of the daily returns of six different financial indices was carried out: PSI (Portugal), CAC 40 (France), AEX (Amsterdam), BEL 20 (Belgium), OBX (Norway) and ISEQ (Ireland). To correct problems of autocorrelation and conditional heteroscedasticity, inherent to these financial series, ARMA-GARCH models were used, and the most appropriate model was selected for each index, resulting in filtered daily returns.

Additionally, the copula method was adopted to create estimates of the dependencies between the series of financial indices, both before and after the pandemic, in order to understand whether the influence between them changed due to this external event. The results reveal that, in both periods, the CAC 40 index exerts the most prominent influence on the others, followed by the AEX. On the other hand, OBX and ISEQ are the most impacted, demonstrating relatively lower dependence parameters. It can also be seen that the pandemic event did not change the dominant positions of the French and Dutch indices in the Euronext scenario.

Keywords: Financial Market Efficiency; Copulas; ARMA-GARCH; Euronext; COVID-19.

Índice

1 Introdução 2

2 Revisão da Literatura 5

2.1 Mercados Financeiros 5

2.2 Plataforma Pan-Europeia Euronext 6

2.3 Eficiência dos Mercados Financeiros 8

2.4 Pandemia Covid 19 9

2.4.1 Impactos da pandemia do Covid-19 nos mercados financeiros 10

2.5 Evidências de Contágio Financeiro 12

3 Metodologia 17

3.1 Modelo ARCH 17

3.1.1 Limitações do Modelo ARCH 18

3.1.2 Testes de Deteção do Modelo ARCH 18

3.2 Modelo ARMA-GARCH 20

3.3 Modelo de Cópulas 22

3.3.1 Teorema de Sklar 22

3.3.2 Cópulas Elípticas 23

3.3.3 Cópulas Arquimedianas 24

3.3.4 Cópulas de Sobrevivência 26

3.4 Critério de Informação Akaike (AIC) 27

4 Estudo Empírico 29

4.1 Procedimentos 29

4.2 Base de Dados 29

4.2.1 Análise Exploratória dos Dados 30

4.3 Resultados e Discussão 32

4.3.1 Determinação da presença de Autocorrelação e Heterocedasticidade 32

4.3.2 Remoção do Efeito de Autocorrelação e Heterocedasticidade Condicional 36

4.3.3 Estimação dos Modelos de Cópulas 40

5 Conclusão 48

Referências Bibliográficas 52

Índice de Figuras

Figura 1- Retorno das cotações diárias PSI 30
Figura 2 - Retorno das cotações diárias CAC 40 31
Figura 3 - Retorno das cotações diárias AEX 31
Figura 4 - Retorno das cotações diárias BEL 20 31
Figura 5 - Retorno das cotações diárias ISEQ 32
Figura 6 - Retorno das cotações diárias OBX 32
Figura 7 - Função FAC (1ºquadrante), Função FACP (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante) 33
Figura 8 - Função FAC (1ºquadrante), Função FACP (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante) 33
Figura 9 - Função FAC (1ºquadrante), Função FACP (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante) 34
Figura 10 - Função FAC (1ºquadrante), Função FACP (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante) 34
Figura 11 - Função FAC (1ºquadrante), Função FACP (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante) 35
Figura 12 - Função FAC (1ºquadrante), Função FACP (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante) 35
Figura 13 - Retornos Filtrados (1ºquadrante), Função FAC (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante) 37
Figura 14 - Retornos Filtrados (1ºquadrante), Função FAC (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante) 37
Figura 15 - Retornos Filtrados (1ºquadrante), Função FAC (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante) 38
Figura 16 - Retornos Filtrados (1ºquadrante), Função FAC (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante) 38

Figura 17 - Retornos Filtrados (1ºquadrante), Função FAC (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante) 39
Figura 18 - Retornos Filtrados (1ºquadrante), Função FAC (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante) 39
Figura 19 - Coeficiente Tau de Kendall 40

Índice de Tabelas

Tabela 1 - Resumo Estatístico do retorno das cotações dos Índices Acionistas..... 30
Tabela 2 - Estimação dos Modelos ARMA-GARCH 36
Tabela 3 - Estimação dos modelos de cópulas para os índices financeiros..... 41

Lista de abreviaturas

AEX - Amsterdam Exchange Index

AIC - Critério de informação de Akaike

API - Abnormal Performance Índex

AR - Autoregressive Model

ARCH - Autoregressive conditionally heteroskedastic

ARMA-GARCH - Autoregressive Moving Average - Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity

ATHEX - Athens Stock Exchange

BEL - Brussels Stock Exchange Index

CAC - Cotation Assistée en Continu

CAR - Cumulative Abnormal Returns

FAC - Função de autocorrelação

FACP - Função de Autocorrelação Parcial

FTSEMIB - Financial Times Stock Exchange Milano Italia Borsa

GARCH - Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity

GSR - Graham Standardized Residual

HPR - Holding Period Returns

IBEX35 - Índice Bursátil Español

ISEQ - Irish Stock Exchange Quotient

MA - Moving Average Model

NYSE - New York Stock Exchange

OBX - Oslo Børs Index

OMS - Organização Mundial de Saúde

OMXC20 - Stockholm Options Market Exchange

OMXH25 - Helsinque Options Market Exchange

OMXS30 - Sweden Options Market Exchange

PPI - Pettit Performance Índex

PSI - Portuguese Stock Index

SARS-CoV-2 - Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2

S&P500 - Standard & Poor's 500

SRV - Security Returns Variability

CAPÍTULO I - INTRODUÇÃO

1 Introdução

Os mercados financeiros desempenham um papel fundamental na economia global, sendo cruciais para a alocação de recursos, formação de preços e gestão de riscos. Embora existam diversos tipos de mercados financeiros, esta dissertação centra-se, especificamente, nos mercados bolsistas de ações. A Euronext constitui uma das principais plataformas bolsistas internacionais e abrange uma variedade de índices acionistas que refletem o desempenho das economias que a integram. Torna-se importante destacar que, apesar de os índices funcionarem de forma independente, estão interligados na economia global, influenciando-se mutuamente. Deste modo, é essencial investigar as complexas relações que existem entre eles e como essas interações influenciam o panorama financeiro.

A globalização, ao promover uma maior integração das economias entre países, tem o efeito de torná-las mais interconectadas e menos distintas entre si. Essa interconexão resulta num fenómeno designado por contágio financeiro, que tem sido extensivamente estudado por diversos autores. O estudo do contágio financeiro auxilia na identificação das relações de correlação entre os mercados financeiros e na avaliação de possíveis mudanças nessas relações em resposta a eventos económicos significativos, tais como, uma pandemia. A análise do contágio financeiro recorre, frequentemente, ao método de cópulas que é amplamente considerado o mais apropriado para investigar este fenómeno.

O estudo desta dissertação tem como objetivo analisar as relações de influência entre índices acionistas da Euronext, designadamente, identificar o mercado mais impactante e eventuais alterações motivadas pelo evento extremo Covid-19. De modo mais específico, este estudo irá debruçar-se sobre as relações de dependência existentes entre os seguintes índices acionistas daquela plataforma pan-Europeia: PSI (Portugal), CAC 40 (França), AEX (Amsterdão), BEL 20 (Bélgica), OBX (Noruega) e ISEQ (Irlanda).

Esta dissertação segue uma estrutura composta por cinco capítulos distintos. O primeiro capítulo corresponde à introdução, que estabelece o contexto do estudo. O segundo capítulo concentra-se na revisão da literatura, onde se contextualizam os mercados financeiros, com enfase no mercado de ações, e onde se apresentam descobertas empíricas relacionadas com o fenómeno de contágio financeiro, bem como uma referência ao tema do Covid-19. O terceiro capítulo aborda a metodologia empregue para conduzir o estudo empírico, fornecendo informações detalhadas sobre os modelos

ARMA-GARCH e cópulas. O quarto capítulo desenvolve o estudo empírico, apresentando a base de dados, os procedimentos e os resultados obtidos. Por fim, no quinto capítulo, são apresentadas as conclusões resultantes da pesquisa.

2 Revisão da Literatura

2.1 Mercados Financeiros

Os mercados financeiros representam um cenário de transações comerciais em que compradores e vendedores se envolvem na negociação de uma variedade de instrumentos financeiros, incluindo ações, obrigações, outros títulos, moedas e produtos derivados. Esses mercados funcionam como um meio pelo qual os recursos financeiros são transferidos dos agentes que têm excedentes (investidores) para os agentes que necessitam de capital (mutuários).

Estes mercados desempenham um papel essencial nas economias, através de funções importantes, tais como a captação de recursos, a formação de preços, a gestão de riscos e a criação de oportunidades para investidores obterem ganhos. Além disso, fomentam o crescimento económico ao facilitar a alocação eficiente de capital entre diversos setores da economia.

Os mercados financeiros variam consideravelmente, dependendo dos tipos de produtos ou instrumentos financeiros que são transacionados. Cada um desses mercados possui as suas próprias particularidades, estruturas e participantes. Para os investidores que desejam diversificar suas carteiras torna-se fulcral compreender a organização e a finalidade dos vários tipos de mercados, tais como o mercado de ações, o mercado de obrigações, o mercado de derivados, entre outros.

Uma bolsa de valores caracteriza-se por uma associação que facilita a negociação de títulos e valores mobiliários por meio de corretores. Desempenha um papel fundamental na autorregulação, com o objetivo de manter altos padrões éticos no processo de negociação, garantindo, ao mesmo tempo, a rápida, abrangente e detalhada divulgação das operações realizadas.

Esta associação desempenha um papel de mercado secundário, onde ocorre a negociação de títulos existentes. Além da sua função principal em proporcionar um local para se realizar a cotação dos títulos, as bolsas de valores também têm responsabilidades na supervisão dos serviços prestados pelos intermediários, bem como na divulgação contínua de informações sobre as empresas e transações que ocorrem sob sua regulação.

Além disso, proporcionam liquidez a investimentos de médio e longo prazo, por meio de um mercado ativo representado por sessões de negociação em contínuo. Neste contexto, a bolsa de valores facilita a alocação de poupanças para investimentos, garantindo assim uma ampla variedade de fontes de financiamento para as empresas.

A presente dissertação pretende desenvolver uma análise sobre índices acionistas da plataforma Pan-Europeia Euronext.

2.2 Plataforma Pan-Europeia Euronext

A Euronext representa um dos maiores mercados bolsistas de ações a nível mundial, incluindo mais de 1400 empresas cotadas. Este grupo foi criado em 2000, sendo na altura constituído pelas bolsas de valores de Amesterdão (Holanda), Paris (França) e Bruxelas (Bélgica). Em 2002, a plataforma teve a adesão da bolsa de Lisboa (Portugal). Nos últimos anos foram também incorporados os mercados de Dublin (Irlanda), em 2018, e de Oslo (Noruega), em 2019.

No ano de 2007, esta plataforma pan-Europeia foi adquirida e fundida com a NYSE Group, Inc, formando assim a NYSE Euronext. Por sua vez, em 2013 a Intercontinental Exchange adquiriu a NYSE Euronext. No entanto, já em 2014 foi realizada uma oferta pública inicial da Euronext que, após um conjunto de operações complexas, acabou por se separar da Intercontinental Exchange.

Os mercados constituintes da Euronext possuem pesos heterogéneos. O mercado de derivados de Londres representa cerca de 42% do peso total dos mercados. Seguem-se os mercados acionistas, em que Paris pesa 33%, Oslo pesa 9%, Bruxelas pesa 7% e Amsterdão pesa 5%. Os dois mercados com menor impacto são os de Lisboa e de Dublin, cada um com um peso individual de cerca de 2%.

Os mercados bolsistas sobre os quais se debruçará a presente dissertação são constituídos pelos índices de ações da plataforma Euronext. O conceito de índice acionista compreende um grupo de títulos que em conjunto e com pesos diferentes, consoante a sua importância, volume ou capitalização bolsista, concorrem para a construção de um indicador de referência. A variação desses índices é influenciada pela oscilação dos preços dos ativos que o compõem.

Para efeitos de análise da presente dissertação serão considerados os seguintes índices:

- PSI: A Euronext Lisboa é a principal bolsa de valores de Portugal e tem suas origens no ano de 1769. O PSI, que significa "Portuguese Stock Index", é o índice de referência do mercado de ações português, composto pelas empresas com melhor desempenho financeiro e representa a capitalização de mercado ponderada dessas empresas.
- CAC-40: A renomeada Euronext Paris é a principal bolsa francesa e teve origem em 1724. A sigla CAC-40, de Cotation Assistée en Continu refere-se ao principal índice de referência do mercado de ações, onde se representa a medida de capitalização-*weighted* das 40 empresas abertas com melhor performance financeira;
- AEX: A Euronext Amsterdão é a principal bolsa de valores dos Países Baixos, sendo o AEX o seu índice de referência. Esse índice reflete a capitalização de mercado ponderada das 25 empresas com melhor desempenho financeiro do país. A sua sigla AEX representa "Amsterdam Exchange Index."
- BEL-20: A Euronext Bruxelas é a principal bolsa de valores da Bélgica e o índice de referência desse mercado é o BEL 20. A sigla significa "Brussels Stock Exchange Index" reflete a capitalização de mercado ponderada das 20 empresas de melhor desempenho financeiro pertencentes à sua bolsa de valores.
- OBX: A bolsa de valores de Oslo é a principal da Noruega, e o seu índice de referência é o OBX. A sigla significa "Oslo Børs Index." Esse índice reflete a capitalização de mercado ponderada das 25 empresas com melhor desempenho financeiro que estão listadas nesta bolsa.
- ISEQ: O índice de referência da bolsa de valores de Dublin, na Irlanda, é o ISEQ. A sigla representa "Irish Stock Exchange Quotient". Esse índice reflete a capitalização de mercado ponderada das principais empresas irlandesas que estão listadas na bolsa.

O desempenho do mercado acionista pode ser avaliado pelas variações no seu índice, que tendem a ser influenciadas por fatores, tanto sociais como políticos. Estes mercados são bastante afetados pelas condições económicas dos países e qualquer alteração na economia pode perturbar a cotação das ações. A relação entre as variáveis

macroeconómicas e os índices de ações tem sido uma questão bastante explorada, de modo a identificar como as duas se relacionam e como se podem influenciar.

2.3 Eficiência dos Mercados Financeiros

A hipótese de mercado eficiente constitui um dos temas financeiros mais controversos para a investigação. A problemática já foi questionada por diversos estudos para averiguar se os mercados conduzem, ou não, a uma valorização eficiente dos ativos financeiros. O principal precursor da hipótese foi Fama (1970), expondo que um mercado é considerado eficiente se os preços dos seus títulos refletem constantemente a informação disponível nesse mercado. O autor definiu uma classificação sob três graus crescentes de eficiência em função da informação refletida nos títulos dos mercados:

- Eficiência na forma fraca: os preços refletem a informação dada por cotações históricas;
- Eficiência na forma semi-forte: os preços refletem a informação pública disponível;
- Eficiência na forma forte: os preços refletem a informação pública e privada disponível.

Mais tarde, Fama (1991) reformulou a definição de eficiência, considerando que um mercado é eficiente quando os preços refletem a informação disponível até ao ponto em que o proveito marginal gerado com essa informação excede o custo marginal da sua obtenção. Enquanto a primeira definição é mais difícil de identificar nos mercados de capitais, a segunda definição tem a vantagem de permitir constituir um padrão de comparação para avaliar o grau de eficiência dos mercados.

O estudo da eficiência na forma semi-forte permite avaliar a reação do mercado de capitais ao anúncio de um acontecimento relevante, através da análise da variação anormal das cotações dos títulos em torno da data da respetiva divulgação. Devem, ainda, aplicar-se medidas para averiguar se as cotações dos títulos ajustam rapidamente à nova informação divulgada e não permitem a obtenção de rendibilidades em excesso.

Têm sido utilizadas várias medidas para testar a eficiência do mercado. A Cumulative Abnormal Returns (CAR), proposta por Fama, Fisher, Jensen e Roll (1969), pressupõe que as rendibilidades anormais diárias podem ser acumuladas. A medida Pettit

Performance Índex (PPI), proposta por Pettit (1972), sugere a acumulação das rendibilidades anormais de forma composta e, por sua vez, a medida Abnormal Performance Índex (API), proposta por Ball e Brown (1968), considera a acumulação das rendibilidades anormais de forma decomposta.

Foram surgindo também outras medidas que não consideram a rendibilidade anormal acumulada, tal como a Security Returns Variability (SRV), proposta por Beaver (1968), com o objetivo de averiguar se existe aumento da variabilidade da rendibilidade anormal das ações no momento da divulgação do acontecimento. Além dessa, a medida Holding Period Returns (HPR), utilizada por Alexander (1992) mede a variação da rendibilidade anormal num período específico, e a medida Graham Standardized Residual (GSR), utilizada por Atiase (1985), estuda a rendibilidade das ações conjugada com a variação da rendibilidade do índice de mercado.

A literatura científica identifica metodologias diversas para testar a eficiência dos mercados, através da identificação da reação nos preços provocada pelo um anúncio de um acontecimento relevante. A presente dissertação contempla a possibilidade de a pandemia do Covid-19 ter influenciado a rendibilidade do mercado acionista e recorre aos modelos cópulas para analisar as relações.

2.4 Pandemia Covid 19

A pandemia de Covid-19 é uma doença causada pelo coronavírus 2019 da síndrome respiratória aguda grave 2 (SARS-CoV-2). A doença foi reportada, pela primeira vez, em dezembro de 2019, sendo originária da cidade de Wuhan na China, a partir de onde se alastrou a vários países. No dia 30 de janeiro de 2020 foi declarado o estado de emergência pela Organização Mundial de Saúde (OMS), justificado pela crescente propagação de casos de infeção a nível internacional. Cerca de um mês e meio mais tarde, em 11 de março de 2020, a OMS declarou o surto provocado por este novo vírus como uma pandemia[1], forçando os países a adotar medidas preventivas.

Relativamente a Portugal, os primeiros casos positivos de Covid-19 foram identificados a 2 de março de 2020, tendo a primeira morte sido registada a 16 de março

[1] A taxa de deteção dos novos casos podia ser rastreada através de plataformas, tais como a da Johns Hopkins University.

no Hospital de Santa Maria, em Lisboa. Por esta altura, a OMS anunciou que a Europa constituía o epicentro da pandemia, com mais casos e mortes do que o resto do mundo, com a exceção da China.

O interesse na investigação deste problema de saúde pública cresceu ao longo do tempo, fundamentalmente orientado para o desenvolvimento de medicamentos, de vacinas e para a perceção do padrão da propagação do vírus. A literatura tem revelado que os impactos da pandemia não se espalharam uniformemente entre os países, sendo que alguns sofreram os seus efeitos de forma mais intensa. A estrutura das economias tem-se revelado importante, na medida em que os países mais orientados para os serviços - tais como o turismo - e com maior participação no mercado externo sofreram mais intensamente os efeitos negativos.

A pandemia de Covid-19 causou choques na economia mundial e desencadeou a maior crise económica global em mais de um século. A crise levou a um aumento drástico na desigualdade entre os países e os dados preliminares indicam que a recuperação será tão desigual quanto os seus impactos económicos iniciais. Além disso, sugerem que as economias emergentes e os grupos economicamente desfavorecidos precisarão de mais tempo para recuperar as perdas induzidas pela pandemia.

Ainda neste contexto, também tem merecido atenção a investigação do impacto da pandemia sobre a vulnerabilidade dos mercados financeiros.

2.4.1 Impactos da pandemia do Covid-19 nos mercados financeiros

De acordo com Zhang et. al. (2020), os países mais afetados pela pandemia de Covid-19 recorreram a medidas de prevenção para impedir a propagação do vírus, tais como, restrições à mobilidade, confinamento e interrupção da atividade económica. Estas medidas apresentam consequências para os mercados dos países, designadamente, a redução do volume de negócios, o aumento do desemprego e a falência de empresas.

Desde o início da pandemia foram surgindo diversos estudos empíricos sobre o seu impacto nos mercados financeiros. Alfaro et al. (2020) conduziram um estudo para identificar de que forma a informação sobre a propagação da doença era incorporada na rendibilidade das ações. Os autores verificaram que as indústrias mais afetadas foram as de alojamento, entretenimento e transportes, dado o maior grau de exposição. Em

contrapartida, os setores menos afetados foram os da educação, finanças e serviços profissionais, devido à capacidade de funcionarem à distância com recurso a tecnologias e à internet. Os resultados ainda evidenciaram que as empresas mais intensivas em capital, mais endividadas e com menor rendibilidade sofrem maior impacto negativo, na medida em que apresentam menor flexibilidade quanto à redução dos custos durante a pandemia.

Ding et al, (2021) analisaram a resiliência de 6.000 empresas cotadas de 56 países, durante o primeiro trimestre de 2020, em relação ao surgimento de casos de Covid-19. O estudo teve em consideração os seguintes fatores determinantes: as condições financeiras das empresas (liquidez, alavancagem e rendibilidade); a tipologia da cadeia de fornecimento e a exposição dos clientes à Covid-19; o nível de investimento em responsabilidade social (empregados, fornecedores e clientes); as medidas de governação das empresa; a estrutura de propriedade (percentagem de controlo do capital social pelos investidores). Relativamente às duas primeiras determinantes, os resultados sugerem que as empresas com maior liquidez, menor alavancagem e maior acesso ao crédito tiveram impactos menos severos com a pandemia, bem como as empresas localizadas em países menos afetados pelo surto. Em relação à terceira determinante, verificou-se que as empresas com maior responsabilidade social apresentaram um desempenho bolsista superior às restantes empresas. A análise da quarta determinante revelou que os mercados financeiros valorizam a flexibilidade, nomeadamente através de operações de fusão, aquisição e mudanças de liderança. A análise da última determinante identificou dependência entre a estrutura de propriedade e as reações dos preços das ações à pandemia de Covid-19.

Pagano et al. (2020) concluíram que as empresas mais resilientes ao distanciamento social apresentaram maiores rendibilidades bolsistas durante a pandemia de Covid-19. Mais concretamente, os autores salientam que, mesmo depois da implementação de medidas de restrição como o lockdown, as empresas mais resilientes, como a Apple, Microsoft e Google, obtiveram melhor desempenho em bolsa do que as empresas menos resilientes, como a Marriott, United Airlines e a Royal Caribbean. O estudo ainda demonstrou que, entre 2014 e 2019, o desempenho acionista das empresas da amostra teve um diferencial, em termos dos cumulative abnormal returns (CAR), semelhante ao do período compreendido entre fevereiro e início de abril de 2020, denunciando que os investidores tinham consciência de uma potencial ameaça

pandémica. Portanto, os mercados deverão estar expostos a um novo tipo de fator de risco no futuro, o risco pandémico.

A investigação empírica sustenta que a pandemia de Covid-19 causou impactos significativos na sociedade e na atividade económica dos países, em função da gravidade da doença e do número de pessoas infetadas. Para a generalidade dos países e das empresas, verificou-se uma redução da atividade económica e das receitas. Apesar de os impactos serem predominantemente negativos, foram identificados avanços positivos em algumas áreas da investigação, tais como, o desenvolvimento das moedas digitais, o progresso tecnológico e aplicação de inteligência artificial na economia.

2.5 Evidências de Contágio Financeiro

O conceito de "globalização" reforçou a interligação entre as economias dos diferentes países, tornando-as mais influenciáveis e menos diferentes entre si. O desenvolvimento dos mercados financeiros, como parte integrante da economia, tornou-se o meio pelo qual os países transacionam ativos financeiros. Estas transações encontram-se sujeitas a negociação e pressupõem que o mercado capte informação fidedigna relativamente aos dados financeiros das empresas, de modo a conferir maior segurança aos investidores.

Os mercados financeiros assumem um papel fulcral no desenvolvimento e crescimento económico dos países. De acordo com Barakat et al. (2005), os mercados são bastantes influenciáveis, sendo que qualquer mudança na economia poderá ser refletida na cotação das ações e, assim, ter impacto no índice acionista.

A interdependência entre os mercados financeiros associa-se ao fenómeno de movimento conjunto entre os preços dos ativos desses mercados. Este fenómeno poderá ocorrer, mesmo que não exista fundamentação económica que justifique tal movimento. De acordo com Forbes e Rigobon (2002), perante a interdependência dos mercados, o fenómeno de movimento conjunto não se manifesta devido a choques económicos, tais como crises ou pandemias em que sucede "contágio". No entanto, pode considerar-se a existência de contágio entre países quando se verifica um aumento significativo dos movimentos dos respetivos mercados, desencadeado por um choque na economia.

O efeito de contágio financeiro é, frequentemente, alvo de estudo por diversos autores, tendo sido definido por Eichengreen et al. (1996) como um aumento da probabilidade de ocorrência de uma crise num país correlacionado com a incidência de uma crise noutro país, após serem controlados os efeitos dos fundamentos políticos e económicos. Este efeito poderá propagar-se com maior facilidade entre países com fortes relações comerciais ou com caraterísticas macroeconómicas similares. Este efeito também foi caraterizado por Pericoli e Sbracia (2003), salientando que apenas existe contágio quando se verificam as seguintes condições: a probabilidade de ocorrência de uma crise num país aumente devido à existência de uma crise noutro país; a volatilidade dos preços dos ativos se estenda do país em crise para outros países; a correlação dos preços dos ativos não seja impulsionada de forma fundamentada; a correlação dos ativos financeiros aumente entre os países; o mecanismo de transmissão entre países se altere devido a uma crise num deles, levando a alterações nas correlações dos preços dos ativos entre esses países.

Alguns estudos destacaram-se na análise do contágio financeiro. Forbes e Rigobon (2002) testaram a existência de contágio financeiro durante três períodos distintos, a crise asiática de 1997, a crise económica do México, em 1994, e o crash da bolsa nos Estados Unidos, em 1987. Para isso, os autores recorreram a testes de heteroscedasticidade enviesados com base em coeficientes de correlação corrigidos. Os resultados evidenciaram a inexistência de contágio financeiro entre os períodos de crise estudados, mas revelaram a existência de interdependência.

Kao et al., (2018) adotaram o mesmo método proposto por Forbes e Rigobon (2002) para testarem o efeito de contágio financeiro em 31 mercados (do leste asiático, emergentes, ocidentais e latino-americanos) durante a crise do subprime. Os resultados demonstram a existência de contágio financeiro nos mercados do este asiático e nos mercados emergentes. No entanto, os autores consideram esse efeito de contágio apenas temporário, sendo que o mais duradouro foi de seis meses no Brasil.

Na pesquisa realizada por Mendes (2005), utilizou-se a teoria de cópulas para investigar a presença de movimentos excessivamente correlacionados entre mercados que não possam ser adequadamente explicados por teorias económicas convencionais. Essa análise é conduzida em relação a sete mercados de ações localizados na América Latina, Ásia e África. Uma descoberta significativa nesta pesquisa é o aumento da dependência

entre esses mercados, especialmente durante períodos de perdas conjuntas, com destaque para os pares de países Argentina e México, bem como Brasil e México.

Rodriguez (2007) analisou os retornos diários de cinco índices financeiros do leste asiático, durante a crise asiática de 1997, e de quatro índices latino-americanos, durante a crise mexicana de 1994, aplicando o método de switching cópulas. Através deste procedimento, o autor estudou as estruturas de dependência usando cópulas com parâmetros que se alteram ao longo do tempo, de acordo com o Markow *switching model*. O autor identificou efeitos de contágio financeiro durante ambos os períodos de crise.

Horta et al. (2010) recorreram ao método de cópulas para testar a existência de contágio da crise do subprime nos mercados financeiros pertencentes ao grupo NYSE Euronext, onde se incluía o belga, o francês, o holandês e o português. Os resultados suportam a existência de contágio com a mesma intensidade na maioria daqueles mercados financeiros.

De acordo com Ahelegbey et al. (2020), existem diversos canais que permitem a ocorrência do contágio financeiro, destacando-se os mercados financeiros e os empréstimos bancários. Perobelli et al. (2013) defendem que o contágio puro ocorre devido ao comportamento dos investidores nos mercados internacionais, em que poderá ocorrer a imitação entre os agentes devido a problemas de informação gerados por imperfeições do mercado. O comportamento de imitação ocorre quando existe assimetria de informação entre os agentes, implicando que os investidores desinformados e sem recursos para adquirir a informação tendam a imitar as ações dos investidores informados. A presença de assimetria de informação pode provocar desequilíbrios no mercado em função da desigualdade com que a informação é comunicada aos investidores, reclamando novos estudos sobre a eficiência dos mercados.

Mendes et al. (2022) analisaram o efeito de contágio financeiro da crise do subprime sobre países do sul e do norte da Europa. Para tal recorreram ao método de cópulas para estimar as relações de dependência entre as séries de retornos diários dos índices PSI20 (Portugal), IBEX35 (Espanha), ATHEX (Grécia), FTSEMIB (Itália) e, ainda, OMXH25 (Finlândia), OMXS30 (Suécia), OMXC20 (Dinamarca), OsloOBX (Noruega). Foi também analisado o índice acionista norte-americano S&P500. Os resultados da estimação revelaram que as relações de dependência entre todos os países europeus e os Estados Unidos se intensificaram após a crise do subprime, sugerindo o contágio

financeiro desta crise. Além disso, verificou-se que os países do norte sentiram com maior intensidade o contágio da crise, comparativamente com os países do sul, com exceção de Portugal.

3 Metodologia

O presente estudo tem como principal objetivo analisar as relações de influência entre índices acionistas da Euronext, designadamente, identificar o mercado mais impactante e eventuais alterações motivadas pelo evento extremo da pandemia Covid-19. Para esse efeito, irá ser aplicado o método de cópulas que permite medir a dependência entre variáveis aleatórias.

No sentido de corrigir eventuais problemas associados à volatilidade das séries financeiras, recorre-se à estimação de modelos ARMA-GARCH, obtendo-se os retornos diários dos índices filtrados de efeitos autorregressivos e de heteroscedasticidade condicional.

3.1 Modelo ARCH

O modelo ARCH (autoregressive conditionally heteroskedastic) foi introduzido em 1982 por Engle, constituindo o primeiro modelo heteroscedástico, que permite explicar algumas propriedades estatísticas caraterísticas das séries temporais financeiras, bem como clarificar a natureza volátil associada a dados cronológicos.

A heteroscedasticidade condicional ocorre quando a variância dos erros numa série temporal é condicional aos valores observados no passado. Ou seja, a variância dos erros depende da informação disponível até aquele momento. Por exemplo, numa série temporal financeira, a volatilidade de um ativo pode aumentar ou diminuir em resposta a notícias económicas, eventos políticos, condições de mercado, entre outros fatores.

O modelo ARCH assume que a variância condicional dos erros ao quadrado numa série temporal é função dos valores passados dos próprios erros ao quadrado. Isso significa que a volatilidade de um ativo é modelada como uma função dos desvios em relação à média dos retornos da série temporal, com os erros passados incluídos na equação como uma medida de volatilidade condicional.

Um modelo ARCH de ordem *p*, é definido por:

$$\varepsilon_t = \sigma_t w_t \tag{1}$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (2)$$

em que σ_t corresponde a uma sequência não negativa de variáveis aleatórias, w_t é uma sequência de variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas (iid) de valor médio nulo e variância igual a um e os parâmetros α_i deverão satisfazer um conjunto de condições ($\alpha_0 > 0$ e $\alpha_i \geq 0$, i = 1,…,p) de forma a assegurar que a variância não condicional é finita. Quando σ_t é constante ao longo do tempo então ε_t é um ruído branco.

3.1.1 Limitações do Modelo ARCH

Os modelos ARCH poderão apresentar limitações na interpretação dos seus resultados. Este modelo propõe que os choques positivos ou negativos têm o mesmo efeito na volatilidade dos dados financeiros dado que este é dependente do quadrado dos choques anteriores. O modelo também não permite identificar a fonte ou causa de uma variação nas séries temporais, descrevendo apenas a mecânica do processo. Para além disso, este é um modelo restritivo, dado que exige que os seus parâmetros satisfaçam um grande número de limitações.

3.1.2 Testes de Deteção do Modelo ARCH

Numa série temporal financeira é possível detetar observações anormais, ou "outliers", que poderão esconder um padrão de análise devido à presença do efeito ARCH. Desta forma, é possível recorrer a testes de modo a observar se a série temporal em estudo tem a presença ou não deste efeito.

De modo a efetuar este teste, deve-se começar por calcular a FAC (função de autocorrelação) e FACP (autocorrelação parcial) amostrais da série temporal e do seu quadrado, o que irá permitir uma primeira análise sobre a possível presença do efeito ARCH. Com a análise da FAC é possível determinar se existe autocorrelação nos dados. Se em ambas as funções forem obtidos "picos" relevantes, pode-se considerar a existência de dependência e, com isso, a presença do efeito ARCH. No entanto, esta metodologia deverá ser usada apenas como auxiliar na identificação do efeito ARCH, dado que deverão ser ainda realizados testes de hipóteses que permitam a sua confirmação.

De modo a testar a presença do efeito ARCH poderá realizar-se o teste de estatística de Ljung-Box. O método permite verificar se o conjunto de autocorrelações residuais é estatisticamente diferente de zero.

Este teste é dado pela expressão:

$$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{p}\frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \tag{3}$$

em que n é o número de observações da série temporal, ρ_k corresponde ao valor da função de autocorrelação amostral da série para o *lag* k e p representa o número de *lags* considerados no teste. A hipótese nula é H_0: $\rho_1 = \ldots = \rho_\rho = 0$ e a regra de decisão consiste em rejeitar a hipótese nula caso o valor observado da estatística teste, para um nível de significância α, seja $Q > \chi^2_p(\alpha)$, onde $\chi^2_p(\alpha)$ corresponde ao percentil $(1-\alpha)$ da distribuição χ^2_p. A rejeição da hipótese nula permite confirmar a existência do efeito ARCH na série temporal.

Em 1982, foi desenvolvido por Engle um novo teste de hipóteses para a presença deste efeito, considerando para isso a regressão do quadrado dos valores da série ε_t^2 sobre p dos seus valores desfasados:

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1\varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_p\varepsilon_{t-p}^2 + a_t \tag{4}$$

A hipótese nula do teste corresponde a $H0$: $\alpha_1 = \cdots = \alpha_p = 0$, sendo que a sua rejeição permite confirmar a presença do efeito ARCH. A estatística do teste a utilizar é de $(n - p)R^2$, que segue uma distribuição assintótica χ^2_p, onde R^2 é o coeficiente de determinação da regressão, desde que ε_t seja iid e tenha uma distribuição $N\sim(0, \sigma^2)$. Para um nível de significância α rejeita-se a hipótese nula se o valor observado da estatística de teste for $(n - p)R^2 > \chi^2_p(\alpha)$.

É importante lembrar que a deteção de heteroscedasticidade condicional é apenas o primeiro passo para modelar uma série temporal usando o modelo ARCH. Após a deteção é necessário estimar o modelo adequado e avaliar sua adequação por meio de outros testes e análises.

3.2 Modelo ARMA-GARCH

De acordo com Tsay (2005), o modelo ARCH, apesar de se apresentar como um método simples de determinação, requer a utilização de muitos parâmetros de modo a descrever a evolução da volatilidade. Desta forma, como alternativa a este modelo, surge em 1986 o modelo GARCH (modelo autorregressivo de heterocedasticidade condicional generalizado) proposto por Bollerslev. O autor considera que a variância condicionada do processo de erro está relacionada, não apenas com os quadrados dos valores passados da série, mas também com as variâncias condicionadas passadas.

O modelo GARCH é dado pela expressão:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \sigma_{t-j}^2 \qquad (5)$$

em que $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$ (i = 1, ..., p) e $\beta_j \geq 0$ (j= 1, ..., q). Quando $q = 0$, o modelo reduz-se a um modelo ARCH de ordem p. Esta variante é mais prática do que um modelo ARCH de ordem elevada, apresentando maior estabilidade na estimação.

No presente estudo irá ser utilizada uma extensão do modelo GARCH dada pelo modelo ARMA-GARCH (Autoregressive Moving Average - Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity). Trata-se de um modelo que combina as propriedades do modelo ARMA, para a média condicional, com as propriedades do modelo GARCH, para a volatilidade condicional. Esse processo é usado para modelar séries temporais financeiras que apresentam autocorrelação na média e na volatilidade. A capacidade do modelo ARMA, para modelizar uma série temporal linear, combinada com a da modelo GARCH, para modelizar a não linearidade dos resíduos da série, representa um contributo para este estudo, conferindo uma maior credibilidade aos resultados apresentados.

O modelo ARMA baseia-se num procedimento estatístico utilizado para analisar e prever séries temporais, que combina elementos de dois modelos diferentes: o modelo autorregressivo (AR) e o modelo de médias móveis (MA).

No modelo autorregressivo de ordem m, AR(m), m é o número de termos autorregressivos, que correspondem a desfasamentos da série, e no modelo de médias móveis de ordem n, MA(n), n é o número de termos de média móvel, que correspondem a desfasamentos dos erros aleatórios, que podem ser dados pelas seguintes expressões:

$$\mathbf{AR(m)} \qquad y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \cdots + \phi_m y_{t-m} + \varepsilon_t \tag{6}$$

$$\mathbf{MA(n)} \qquad y_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \cdots + \theta_n \varepsilon_{t-n} \tag{7}$$

onde ε_t é o termo de perturbação com $E(\varepsilon_t) = 0$ e $Var(\varepsilon_t) = \sigma^2$.

Desta forma, o modelo ARMA(m,n) é dado pela seguinte expressão:

$$y_t = \mu + \sum_{i=1}^{m} \phi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^{n} \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \tag{8}$$

onde y_t é uma série temporal, μ é o termo constante, Φ_i são os parâmetros das componentes autorregressivas, θ_i são os parâmetros das componentes de média móvel e ε_t é ruído branco. As ordens *m* e *n* deverão ser valores inteiros e positivos.

Embora o modelo ARMA seja amplamente utilizado na análise e previsão de séries temporais, possui algumas limitações que devem ser consideradas, tais como o facto de pressupor que a variância se mantém constante ao longo do tempo. Assim, se a variância for condicional, o modelo ARMA pode produzir resultados imprecisos ou não confiáveis. De forma a contornar esta limitação, no presente estudo estimam-se modelos ARMA-GARCH que serão calculados em duas partes:

i. Cálculo da equação da média condicional seguindo o modelo ARMA(m,n);
ii. Cálculo da equação da variância condicional seguindo o modelo GARCH(p,q).

Após a estimação dos modelos ARMA-GARCH, a escolha do que se apresenta mais adequado pode ser feita através do critério de informação de Akaike dado por:

$$AIC = 2k - 2\ln(L) \tag{9}$$

onde *L* é o valor da função de verossimilhança obtido na estimação dos parâmetros e *k* é o número de parâmetros estimados. O modelo ARMA-GARCH com o menor valor de AIC é selecionado como o modelo mais adequado para a série temporal.

3.3 Modelo de Cópulas

Os modelos de cópulas surgiram na estatística como resposta à necessidade de explicar a dependência entre variáveis aleatórias que não possuem uma distribuição normal entre si. De acordo com Embrechts (2001), este método consiste no mais adequado para estudar o fenómeno de contágio financeiro, bem como para medir a dependência entre variáveis aleatórias.

A correlação linear de Pearson é, frequentemente, mais usada na prática como uma medida de cálculo da dependência entre variáveis. No entanto, como a correlação linear não é uma medida de dependência baseada em cópulas, poderá vir a apresentar resultados enviesados, pelo que não deverão ser considerados como rigorosos (Embrechts et al., 2001).

De modo a avaliar a dependência entre duas variáveis, para além do coeficiente de correlação linear de Pearson, também é possível utilizar o coeficiente de correlação *tau* de Kendall (k). No caso de um vetor aleatório $(X,Y)^T$, o seu valor empírico pode ser calculado através da seguinte expressão:

$$\tau(X,Y) = P[(X-\tilde{X})(Y-\tilde{Y}) > 0] - P[(X-\tilde{X})(Y-\tilde{Y}) < 0] \quad (10)$$

Através desta expressão é possível perceber que o valor empírico de *tau* de Kendall pode ser definido como a probabilidade de concordância subtraída da probabilidade de discordância (Embrechts et al., 2001).

3.3.1 Teorema de Sklar

O Teorema de Sklar (1959) consiste no modelo de cópulas mais utilizado. Pressupondo que se X e Y são duas variáveis aleatórias com distribuição conjunta dada por $F(x, y) = P(X \leq x; Y \leq y)$ e funções de distribuição marginais $F(x) = P(X \leq x)$ e $G(y) = P(Y \leq y)$, então existe uma cópula C tal que:

$$F(x,y) = C(F(x), G(y)) \quad (11)$$

Se X e Y forem variáveis aleatórias contínuas, então a cópula C é única e permite separar as distribuições marginais da estrutura de dependência, a qual é representada pela

cópula. Caso não sejam variáveis contínuas, então não é possível concluir que a cópula C é única.

3.3.2 Cópulas Elípticas

As cópulas elípticas derivam de distribuições elípticas através do Teorema de Sklar. Além de partilharem um conjunto de propriedades da distribuição normal multivariada, ainda permitem modelar eventos extremos e dependências diferentes da distribuição normal (Embrechts et al., 2001). Algumas das cópulas elípticas mais comumente utilizadas incluem a cópula Gaussiana e a cópula t-student.

3.3.2.1 Cópula Gaussiana

A cópula Gaussiana poderá ser representada pela seguinte expressão:

$$C_R^{Ga}(u) = \Phi_R^n(\Phi^{-1}(u_1), \cdots, \Phi^{-1}(u_n)) \tag{12}$$

em que Φ^n_R representa a distribuição conjunta da função de distribuição normal multivariada com a matriz de correlação linear R e Φ^{-1} representa a inversa da função de distribuição normal univariada.

Para o caso bivariado da cópula Gaussiana poderá recorrer-se à seguinte expressão:

$$C(u_1, u_2; \rho) = \Phi_2(\Phi^{-1}(u_1), \Phi^{-1}(u_2); \rho) \tag{13}$$

em que Φ^{-1} representa a inversa da função de distribuição N(0,1) univariada e Φ_2 representa a função de distribuição normal bivariada com média igual a zero, variância igual a um e coeficiente de correlação igual a ρ.

3.3.2.2 Cópula t-Student

O modelo de cópulas t-Student é representado pela expressão:

$$C_{v,R}^t(u) = t_{v,R}^n(t_v^{-1}(u_1), \cdots, t_v^{-1}(u_n)) \tag{14}$$

em que $t^{n}_{v,R}$ corresponde à distribuição t-Student multivariada e t_v^{-1} corresponde à inversa da distribuição t-Student com *v* graus de liberdade e *R* é a matriz de correlações.

Dado existir simetria de distribuição, os coeficientes de dependência, tanto dos limites superiores como inferiores, são iguais e poderão ser expressos por:

$$\lambda = 2\bar{t}_{v+1}\frac{\sqrt{v+1}\sqrt{1-R_{12}}}{\sqrt{1+R_{12}}} \tag{15}$$

Esta expressão permite demonstrar que o coeficiente de dependência na cauda é crescente em R_{12} e decrescente em *v*. Deste modo, o coeficiente irá aproximar-se de zero quando *v* tende para infinito, dado que $R_{12} < 1$(Embrechts et al., 2001).

3.3.3 Cópulas Arquimedianas

As cópulas arquimedianas consistem num importante objeto de estudo, uma vez que permitem abranger uma grande variedade de diferentes estruturas de dependência. Trata-se de uma função que descreve a dependência entre as distribuições marginais de várias variáveis aleatórias. A principal característica deste tipo de cópulas é serem construídas a partir de funções arquimedianas, que são funções monótonas decrescentes e côncavas definidas num intervalo específico.

Neste estudo serão estimados três tipos de cópulas arquimedianas: as cópulas Clayton, Gumbel e Frank.

Considerando φ uma função contínua e estritamente decrescente de [0,1] em [0, ∞], tal que φ (1) = 0, a função pseudo-inversa de φ corresponde a $\varphi^{[-1]}$: [0, ∞] → [0, 1] e é expressa por:

$$\varphi^{[-1]}(t) = \begin{cases} \varphi^{-1}(t), & 0 \le t \le \varphi(0) \\ 0, & \varphi(0) \le t \le \infty \end{cases} \tag{16}$$

em que a função $\varphi^{[-1]}(t)$ é contínua e decrescente em [0, ∞] , e estritamente decrescente em [0, φ(0)].

Sendo C uma função de $[0,1]^2$ em [0,1], esta pode ser expressa por:

$$C(u,v) = \varphi^{[-1]}(\varphi(u) + \varphi(v)) \tag{17}$$

C é considerada uma cópula se e só se φ for convexa, sendo φ denominado como gerador da cópula (Embrechts et al., 2001).

Se C consistir numa cópula arquimediana bivariada com gerador φ, então:

1. C é uma função simétrica, ou seja, C(u,v) = C(v,u) para todo u, v ∈ [0,1];
2. C é uma função associativa, ou seja, C(C(u,v),w) = C(u, C(v,w)) para todo u, v, w ∈ [0,1] .

3.3.3.1 Cópula Clayton

A cópula Clayton poderá ser representada pela seguinte expressão, considerando que φ (t) = ($t^{-\theta} - 1$) /θ e θ∈[−1, ∞] \ {0}:

$$C_\theta(u,v) = \max\left(\left[u^{-\theta} + v^{-\theta} - 1\right]^{-1/\theta}, 0\right) \quad (18)$$

Para θ > 0, a cópula é estrita e a sua expressão poderá ser simplificada do seguinte modo:

$$C_\theta(u,v) = (u^{-\theta} + v^{-\theta} - 1)^{-1/\theta} \quad (19)$$

Esta cópula apresenta dependência no limite inferior da distribuição para θ > 0 e C_{-1} = W, lim C_θ = Π, lim C_θ = M (Embrechts et al., 2001).

3.3.3.2 Cópula Gumbel

A cópula Gumbel poderá ser representada pela seguinte expressão:

$$C_\theta(u,v) = \varphi^{-1}\left(\varphi(u) + \varphi(v)\right) = \exp\left(-\left[(-\ln u)^\theta + (-\ln v)^\theta\right]^{1/\theta}\right) \quad (20)$$

Considerando que φ(t) = $(-\ln t)^\theta$ e θ ≥ 1, então φ(t) é contínua e φ(1) = 0. A função φ é uma função estritamente decrescente de [0,1] para [0, ∞], já que φ′(t) = $-\theta(-\ln t)^{\theta-1}$ 1/t, e é convexa, já que φ′′ (t) ≥ 0 em [0,1]. Para além disso, φ(0) = ∞, pelo que φ é um gerador estrito.

Esta cópula apresenta dependência no limite superior da distribuição, dado que C_1 = Π e $\lim_{\theta\to\infty} C_\theta$ = M.

A cópula de Gumbel interpola entre a independência e a dependência perfeita e é adequada para modelar estruturas de dependência de máximos coletados em blocos. É uma cópula de valores extremos e apresenta dependência na cauda superior.

3.3.3.3 Cópula Frank

A cópula Frank pode ser dada pela seguinte expressão:

$$C_\theta(u,v) = -\frac{1}{\theta}\ln\left(1+\frac{\left(e^{-\theta u}-1\right)\left(e^{-\theta v}-1\right)}{e^{-\theta}-1}\right) \quad (21)$$

Em comparação com outras cópulas simétricas, tais como a Gaussiana, a cópula de Frank revela valores relativamente fracos de dependência nos limites da distribuição, significando que a dependência diminui rapidamente à medida que as variáveis se afastam dos extremos, pelo que se torna mais adequada para modelar séries com fraca dependência nesses limites.

3.3.4 Cópulas de Sobrevivência

As cópulas de sobrevivência, ou cópulas de rotação, aplicam-se a situações em que existe dependência assimétrica entre as suas variáveis.

A cópula de sobrevivência de uma cópula C de duas variáveis aleatórias pode ser expressa por:

$$\hat{C}(u,v) = u + v - 1 + C(1-u, 1-v) \quad (22)$$

Em termos práticos, existindo variáveis u, v correspondentes a uma Cópula Gumbel, então 1-u e 1-v possuem uma cópula Survival Gumbel, ou seja, apresentam uma forte dependência no limite inferior da distribuição e não no limite superior. No presente estudo serão estimadas as cópulas Survival Gumbel Survival e a Survival Clayton.

A cópula Survival Gumbel poderá ser expressa por:

$$\bar{C}_\alpha(u,v) = u + v - 1 + \exp\left\{-((-\log(1-u))^\alpha + (-\log(1-v))^\alpha)^{\frac{1}{\alpha}}\right\} \quad \text{sendo } \alpha \geq 1 \quad (23)$$

Entretanto, a cópula Survival Clayton é expressa por:

$$\bar{C}_{\alpha}(u,v) = u + v + ((1-u)^{-\alpha} + (1-v)^{-\alpha} - 1)^{-\frac{1}{\alpha}} \qquad \text{sendo } \alpha > 0 \qquad (24)$$

3.4 Critério de Informação Akaike (AIC)

De modo a selecionar o modelo de cópula mais adequado, com o objetivo de encontrar aquele que melhor descreve os dados observados, é utilizado o critério de informação de Akaike (AIC).

Este modelo é representado pela seguinte expressão:

$$AIC = 2k - 2\ln(L) \qquad (25)$$

O modelo de cópula com o menor valor AIC é selecionado como o modelo mais adequado, em que L é o valor obtido da função de verossimilhança na estimativa dos parâmetros e k é o número de parâmetros estimados.

4 Estudo Empírico

Derivando da revisão de literatura desenvolvida, a presente dissertação tem por objetivo analisar as relações de influência entre índices acionistas da Euronext, designadamente, identificar o mercado mais impactante e eventuais alterações motivadas pelo evento extremo da pandemia Covid-19.

4.1 Procedimentos

No intuito de atingir os objetivos definidos, são delineados os seguintes procedimentos no âmbito do estudo empírico:

1. Recolher a base de dados e efetuar uma análise exploratória dos mesmos;
2. Averiguar se os retornos diários de cada um dos índices acionistas da Euronext apresentam evidências de autocorrelação e heterocedasticidade;
3. Recorrer a modelos ARMA-GARCH para eliminar eventuais influências da autocorrelação e da heterocedasticidade condicional, dando origem a retornos filtrados;
4. Dividir as séries de retornos filtrados apuradas em dois períodos (pré-pandemia e pós-pandemia) e transformar os mesmos em margens uniformes;
5. Calcular os coeficientes *tau* de Kendall a partir dos dados empíricos e determinar a estimativa das cópulas para os dois intervalos temporais de cada par de índices, com base nas distribuições uniformes obtidas no procedimento anterior;
6. Selecionar a cópula mais adequada a partir do critério AIC.

4.2 Base de Dados

No presente estudo foram utilizados os retornos diários de seis índices acionistas integrados na plataforma Euronext: PSI (Portugal), CAC 40 (França), AEX (Holanda), BEL 20 (Bélgica), OBX (Noruega) e ISEQ (Irlanda). As cotações diárias de cada índice financeiro foram obtidas na plataforma Yahoo Finanças e os respetivos retornos diários foram calculados de acordo com a seguinte expressão:

$$retorno_{dia\ i} = \frac{índice_{dia\ i} - índice_{dia\ i-1}}{índice_{dia\ i-1}} \quad (26)$$

A análise do efeito de influência entre os índices acionistas da Euronext considerou um período de dez anos, compreendido entre 1 de junho de 2013 e 30 de junho de 2023. Nos dias em que não existiram transações nos índices assumiu-se a mesma cotação obtida na sessão anterior.

4.2.1 Análise Exploratória dos Dados

Resumo Estatístico e Visualização Gráfica

	Retorno Diário PSI	Retorno Diário CAC 40	Retorno Diário AEX	Retorno Diário BEL 20	Retorno Diário OBX	Retorno Diário ISEQ
Mínimo	-0,10267	-0,13098	-0,11376	-0,15328	-0,08951	-0,10465
1º Quadrante	-0,00587	-0,00508	-0,00471	-0,00517	-0,00542	-0,00593
Mediana	0,00039	0,00071	0,00074	0,00045	0,00069	0,00041
Média	0,00001	0,00024	0,00029	0,00011	0,00044	0,00028
3º Quadrante	0,00656	0,00621	0,00595	0,00586	0,00680	0,00691
Máximo	0,07532	0,08056	0,08591	0,07361	0,05237	0,06710

Tabela 1 - Resumo Estatístico do retorno das cotações dos Índices Acionistas

Nas figuras seguintes é apresentada a representação gráfica dos retornos diários de índices acionistas da Euronext, incluindo um gráfico de boxplot que destaca as características mencionadas na tabela anterior: mediana, quartis, valores mínimo e máximo. Além disso, o gráfico possibilita a identificação de valores atípicos para todos os índices, representados como pontos isolados, localizados acima ou abaixo dos limites estabelecidos.

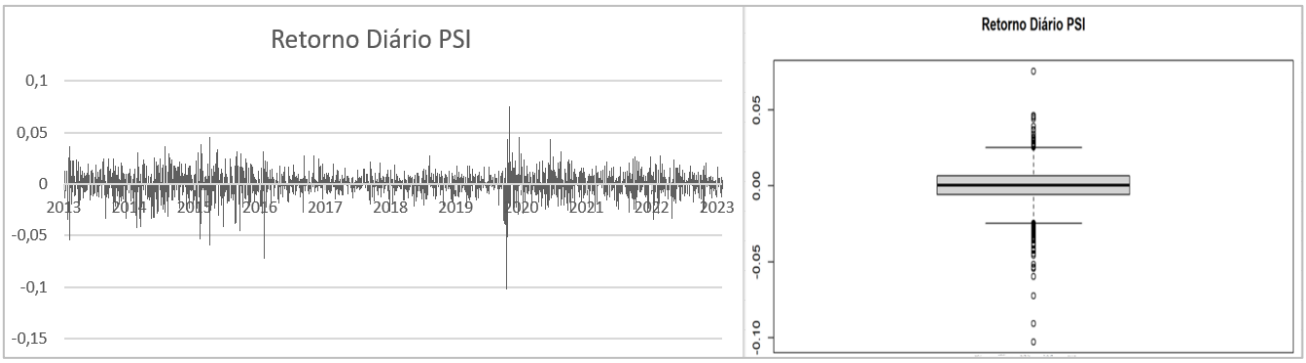


Figura 1- Retorno das cotações diárias PSI

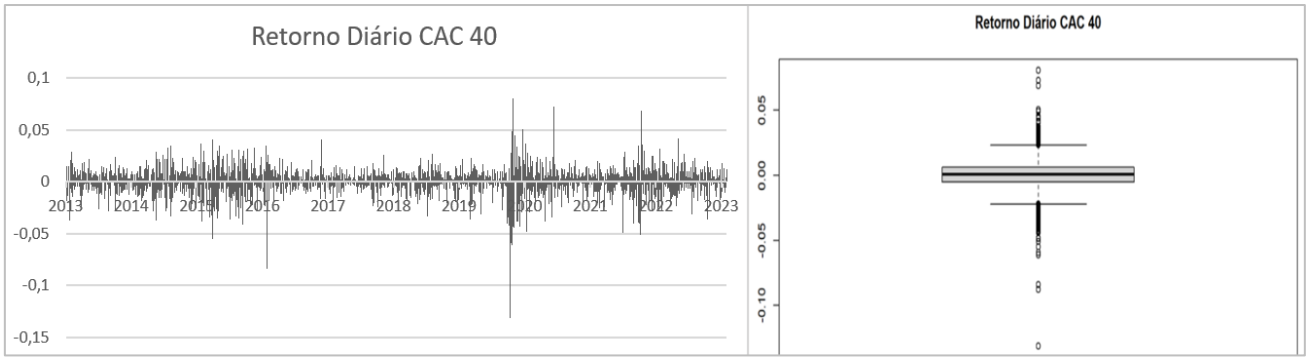


Figura 2 - Retorno das cotações diárias CAC 40

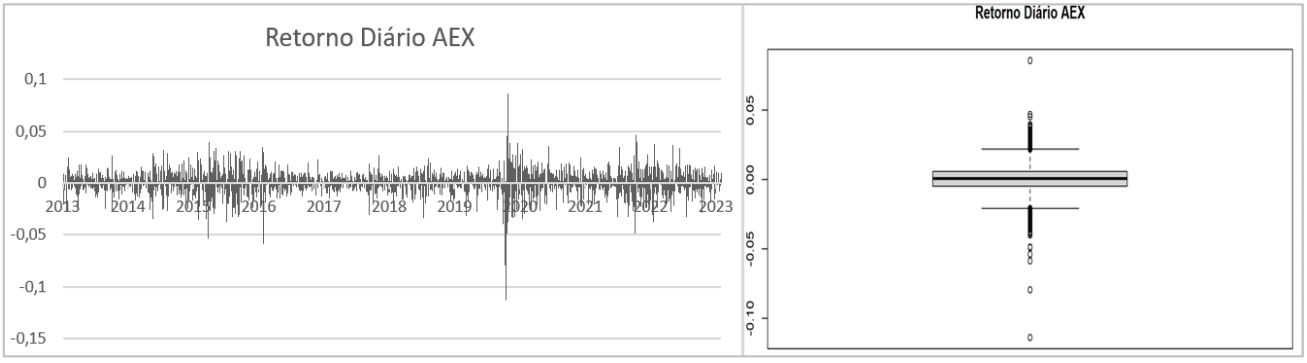


Figura 3 - Retorno das cotações diárias AEX

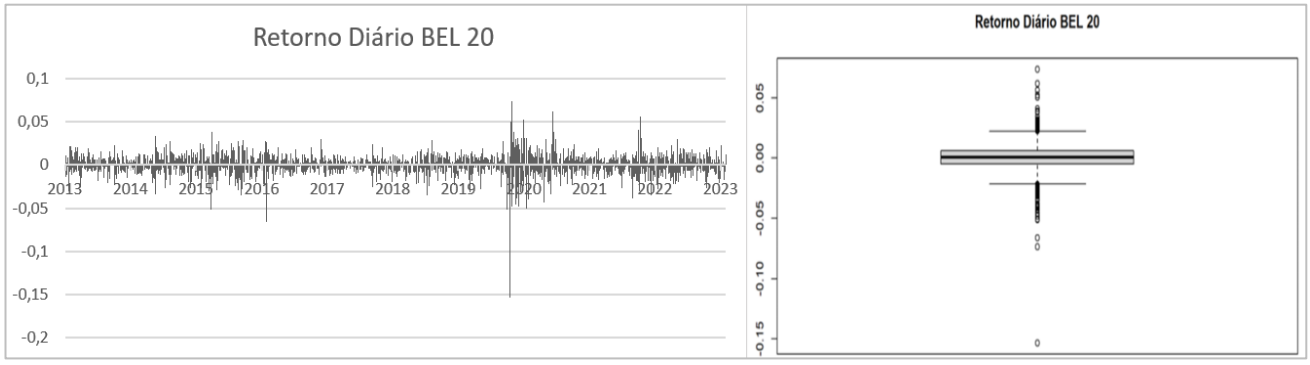


Figura 4 - Retorno das cotações diárias BEL 20

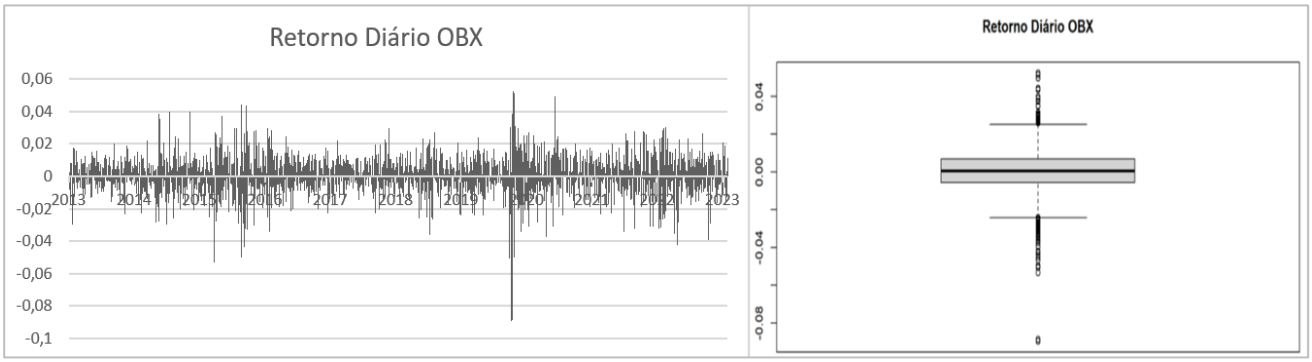


Figura 6 - Retorno das cotações diárias OBX

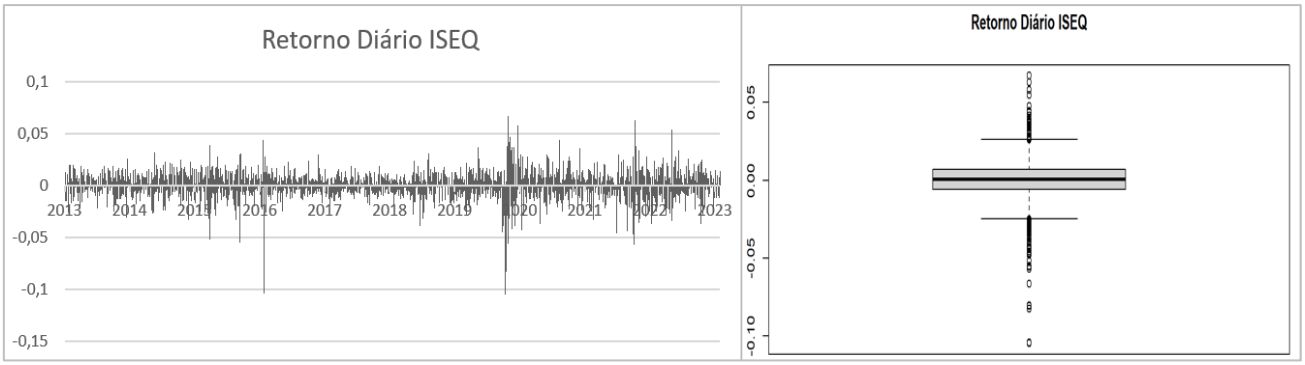


Figura 5 - Retorno das cotações diárias ISEQ

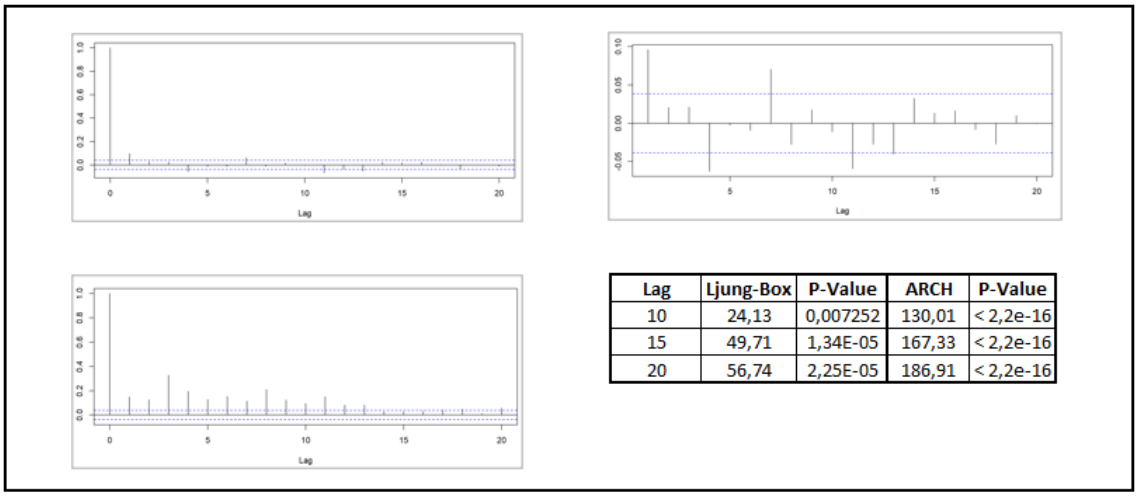
4.3 Resultados e Discussão

4.3.1 Determinação da presença de Autocorrelação e Heterocedasticidade

Os dados de séries temporais relacionados com ativos financeiros exibem, frequentemente, um comportamento instável que é caracterizado pela presença de efeitos autorregressivos e de heteroscedasticidade condicional. Deste modo, inicia-se a análise verificando se essa volatilidade está presente nas séries temporais dos retornos de cada índice acionista. O procedimento começa por calcular as funções de autocorrelação e autocorrelação parcial dos retornos diários, bem como dos quadrados dos retornos diários. Em seguida, realizam-se os testes de hipóteses de Ljung-Box e o Engle´s ARCH Test com lags de 10, 15 e 20, os quais permitirão averiguar a presença de autocorrelação e heterocedasticidade na série temporal em análise.

As representações gráficas seguintes ilustram os resultados das análises estatísticas efetuadas para cada índice financeiro:

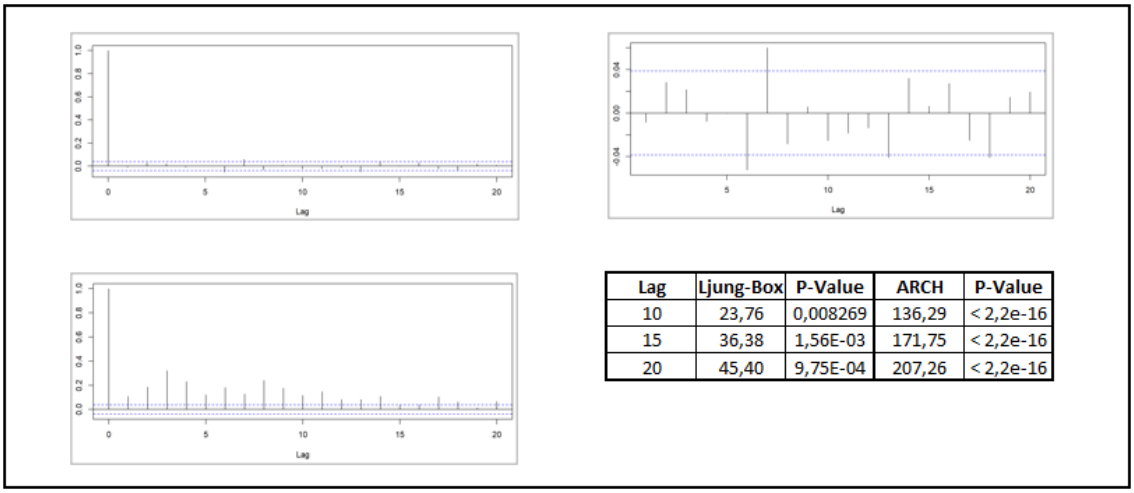
- **PSI:**



Lag	Ljung-Box	P-Value	ARCH	P-Value
10	24,13	0,007252	130,01	< 2,2e-16
15	49,71	1,34E-05	167,33	< 2,2e-16
20	56,74	2,25E-05	186,91	< 2,2e-16

Figura 7 - Função FAC (1ºquadrante), Função FACP (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante)

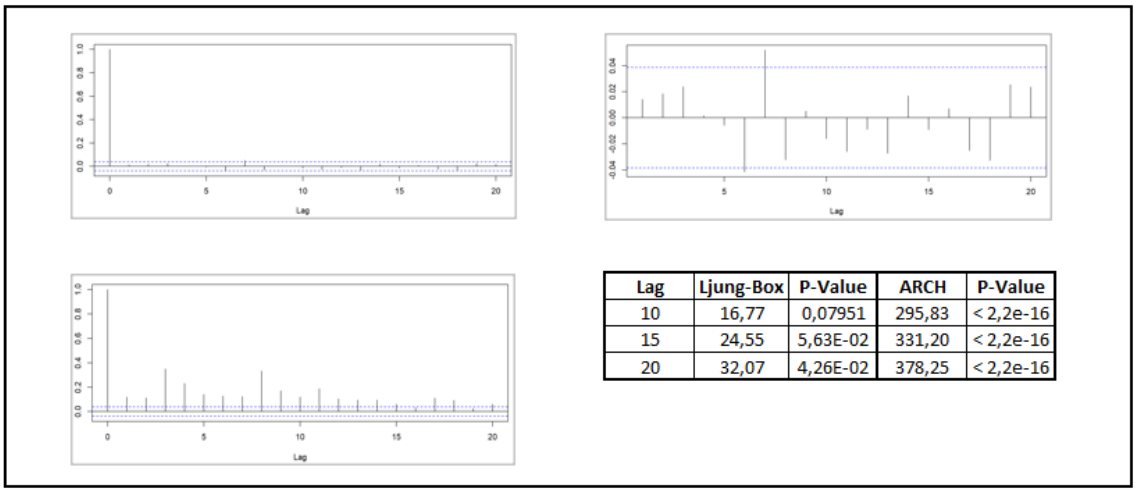
- **CAC 40:**



Lag	Ljung-Box	P-Value	ARCH	P-Value
10	23,76	0,008269	136,29	< 2,2e-16
15	36,38	1,56E-03	171,75	< 2,2e-16
20	45,40	9,75E-04	207,26	< 2,2e-16

Figura 8 - Função FAC (1ºquadrante), Função FACP (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante)

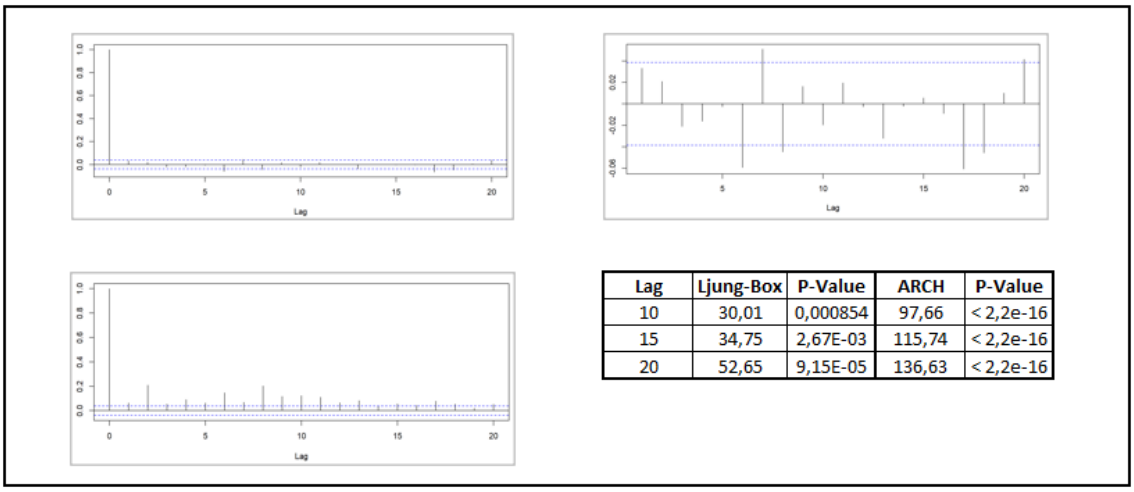
- **AEX:**



Lag	Ljung-Box	P-Value	ARCH	P-Value
10	16,77	0,07951	295,83	< 2,2e-16
15	24,55	5,63E-02	331,20	< 2,2e-16
20	32,07	4,26E-02	378,25	< 2,2e-16

Figura 9 - Função FAC (1ºquadrante), Função FACP (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante)

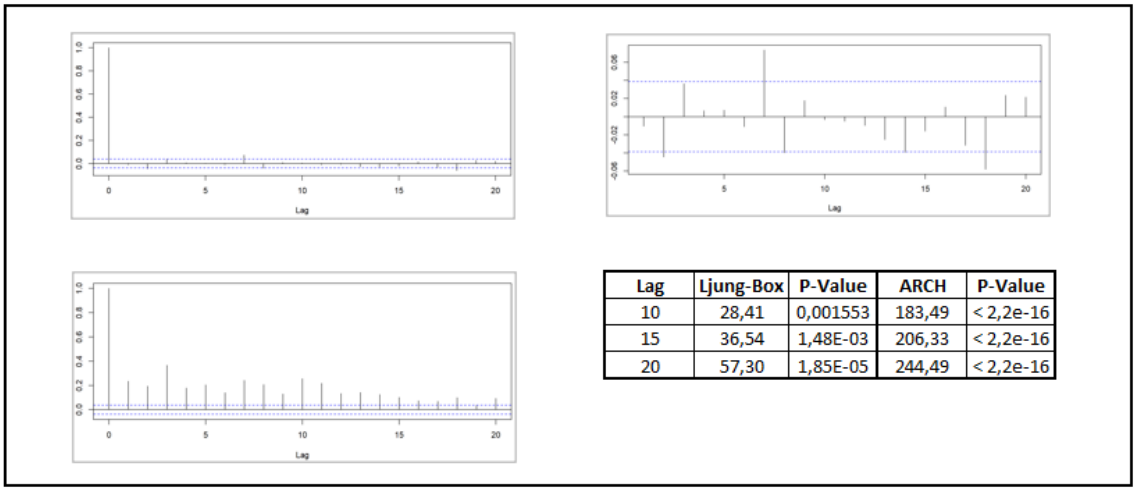
- **BEL 20:**



Lag	Ljung-Box	P-Value	ARCH	P-Value
10	30,01	0,000854	97,66	< 2,2e-16
15	34,75	2,67E-03	115,74	< 2,2e-16
20	52,65	9,15E-05	136,63	< 2,2e-16

Figura 10 - Função FAC (1ºquadrante), Função FACP (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante)

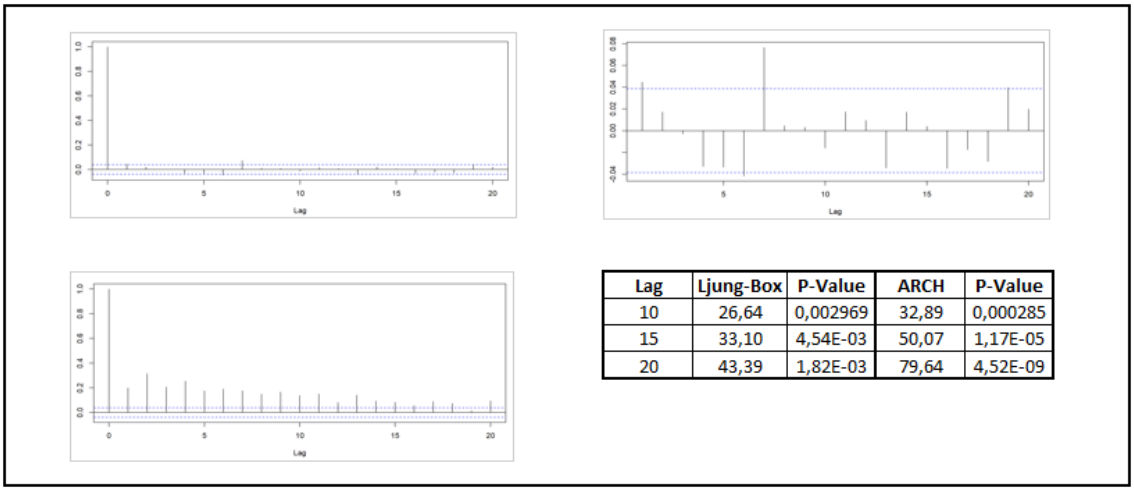
- **OBX:**



Lag	Ljung-Box	P-Value	ARCH	P-Value
10	28,41	0,001553	183,49	< 2,2e-16
15	36,54	1,48E-03	206,33	< 2,2e-16
20	57,30	1,85E-05	244,49	< 2,2e-16

Figura 11 - Função FAC (1ºquadrante), Função FACP (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante)

- **ISEQ:**



Lag	Ljung-Box	P-Value	ARCH	P-Value
10	26,64	0,002969	32,89	0,000285
15	33,10	4,54E-03	50,07	1,17E-05
20	43,39	1,82E-03	79,64	4,52E-09

Figura 12 - Função FAC (1ºquadrante), Função FACP (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante)

Através da análise das representações gráficas e dos resultados dos testes Ljung-Box e Engle´s ARCH Test para a hipótese nula da inexistência de autocorrelação e heterocedasticidade nas séries dos retornos diários, considera-se que em todos os casos deve rejeitar-se essa hipótese, concluindo-se pela existência de autocorrelação e heteroscedasticidade.

4.3.2 Remoção do Efeito de Autocorrelação e Heterocedasticidade Condicional

Com o objetivo de eliminar os impactos das autocorrelações e da variação condicional da volatilidade, foram calculados os modelos ARMA-GARCH para as séries de retornos diários de cada índice de ações da Eurnonext. A partir dessa estimativa, foram obtidos os resíduos designados por "retornos filtrados" para cada índice financeiro. Realizaram-se estimativas de modelos ARMA-GARCH com parâmetros autorregressivos "m" e "n" variando de um a cinco e com parâmetros "p" e "q" variando de um a dois. Essa análise econométrica resultou na estimativa de 94 modelos, sendo selecionado o mais apropriado com base no critério AIC.

Os resultados da estimação dos modelos ARMA-GARCH encontram-se descritos na seguinte tabela:

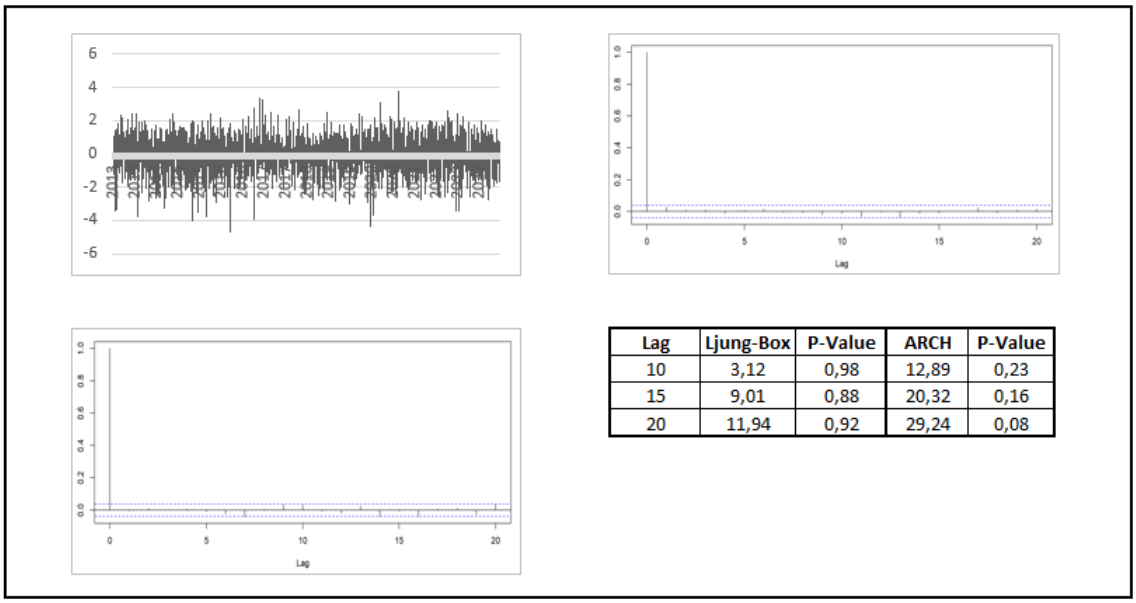
Índice	Modelo	Persistência	AIC
PSI	ARMA (5,5) - GARCH (2,2)	0,94682	-6,3014
CAC 40	ARMA (5,5) - GARCH (2,2)	0,93965	-6,3058
AEX	ARMA (5,4) - GARCH (2,2)	0,95681	-6,4799
BEL 20	ARMA (5,5) - GARCH (2,2)	0,96829	-6,4828
OBX	ARMA (5,5) - GARCH (2,2)	0,93817	-6,3513
ISEQ	ARMA (5,5) - GARCH (2,2)	0,95281	-6,2141

Tabela 2 - Estimação dos Modelos ARMA-GARCH

Por sua vez, os valores das estimativas para todos os parâmetros, juntamente com os seus desvios padrão, são disponibilizados no Apêndice 1.

Após a obtenção dos valores dos “retornos filtrados”, repetiram-se os procedimentos anteriores de modo a identificar se os efeitos autorregressivos e de heteroscedasticidade condicional foram removidos da série temporal.

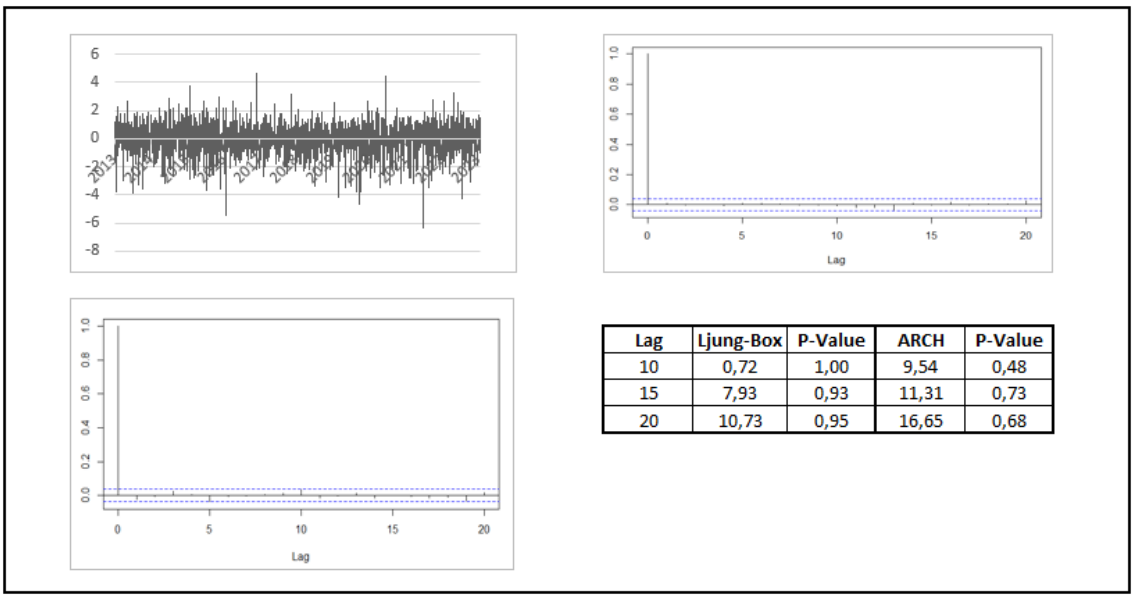
- **PSI:**



Lag	Ljung-Box	P-Value	ARCH	P-Value
10	3,12	0,98	12,89	0,23
15	9,01	0,88	20,32	0,16
20	11,94	0,92	29,24	0,08

Figura 13 - Retornos Filtrados (1ºquadrante), Função FAC (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante)

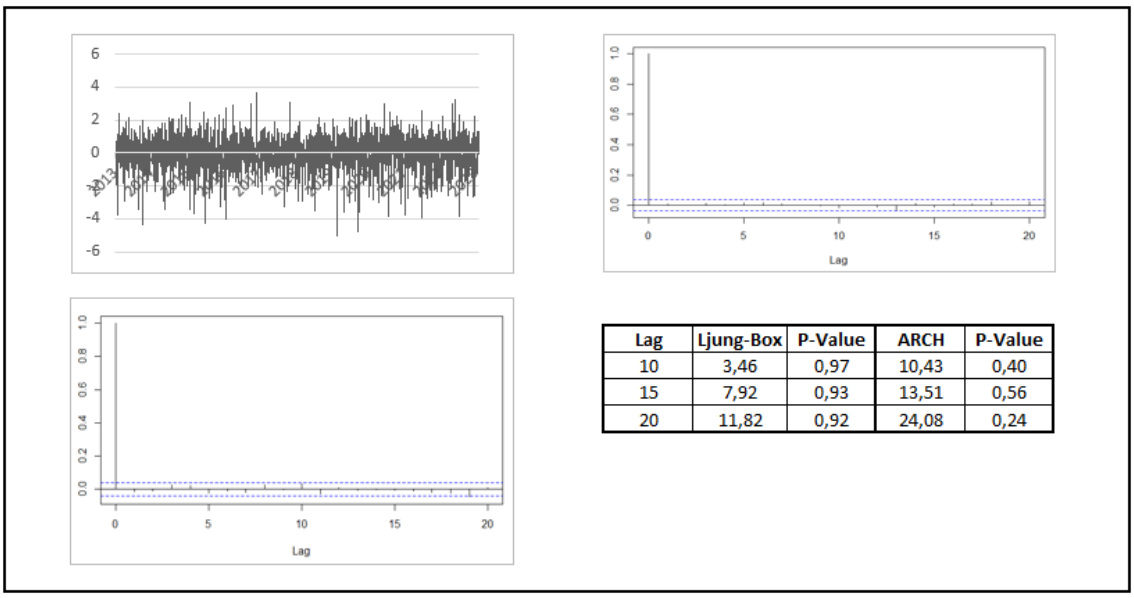
- **CAC 40:**



Lag	Ljung-Box	P-Value	ARCH	P-Value
10	0,72	1,00	9,54	0,48
15	7,93	0,93	11,31	0,73
20	10,73	0,95	16,65	0,68

Figura 14 - Retornos Filtrados (1ºquadrante), Função FAC (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante)

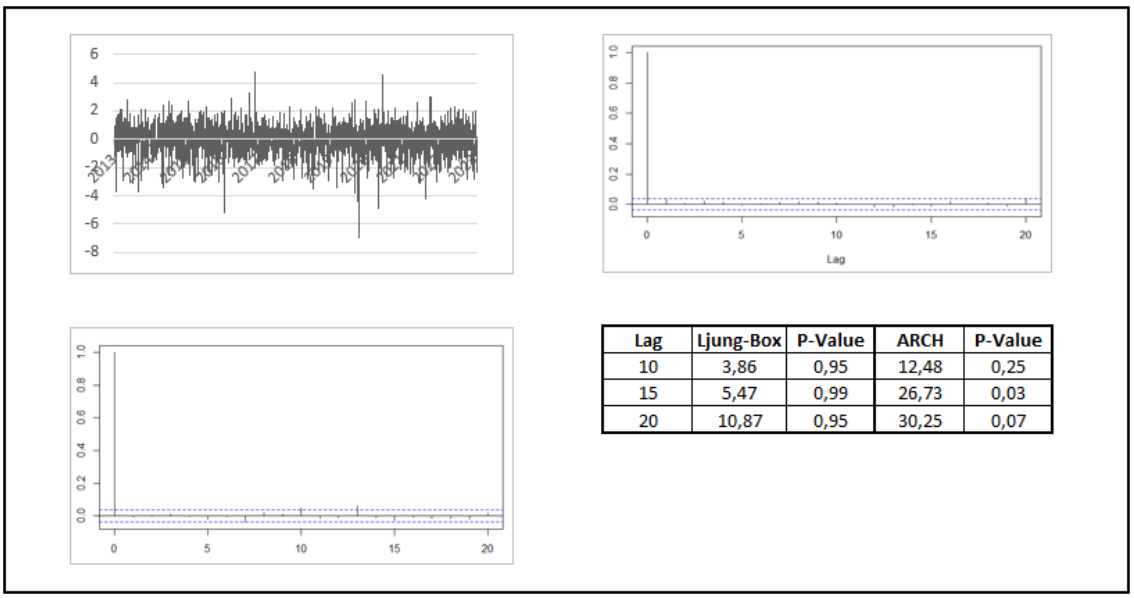
- **AEX:**



Lag	Ljung-Box	P-Value	ARCH	P-Value
10	3,46	0,97	10,43	0,40
15	7,92	0,93	13,51	0,56
20	11,82	0,92	24,08	0,24

Figura 15 - Retornos Filtrados (1ºquadrante), Função FAC (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante)

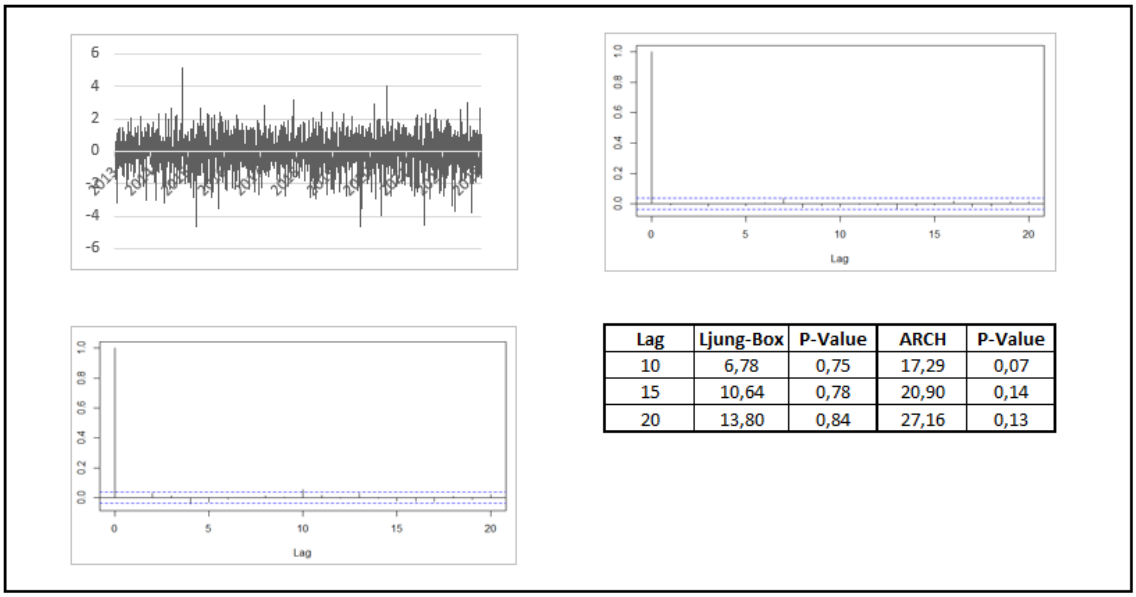
- **BEL 20:**



Lag	Ljung-Box	P-Value	ARCH	P-Value
10	3,86	0,95	12,48	0,25
15	5,47	0,99	26,73	0,03
20	10,87	0,95	30,25	0,07

Figura 16 - Retornos Filtrados (1ºquadrante), Função FAC (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante)

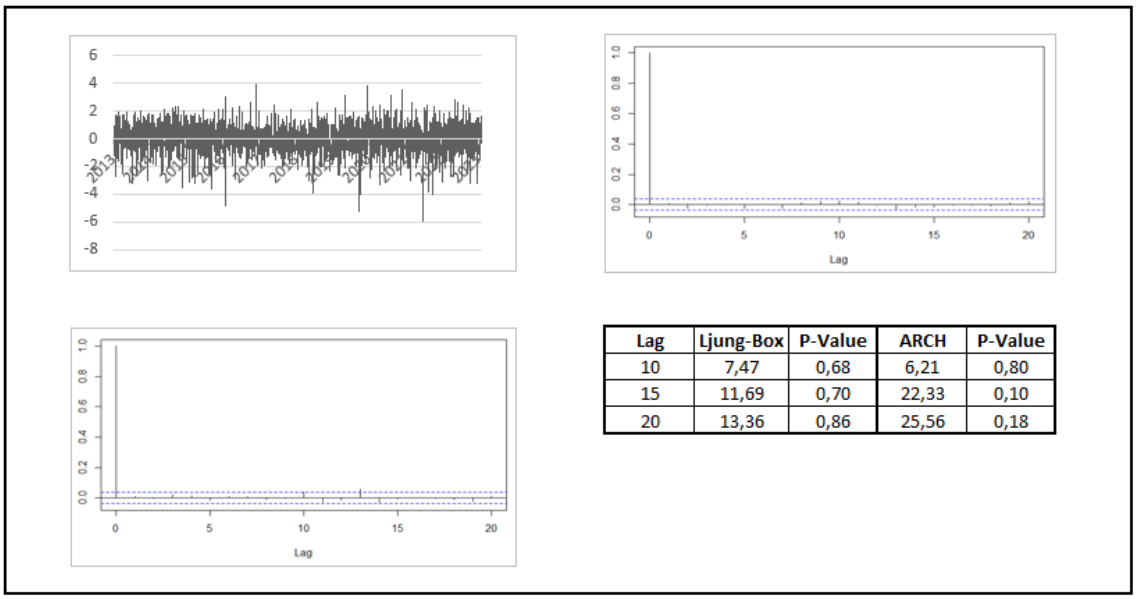
- **OBX:**



Lag	Ljung-Box	P-Value	ARCH	P-Value
10	6,78	0,75	17,29	0,07
15	10,64	0,78	20,90	0,14
20	13,80	0,84	27,16	0,13

Figura 17 - Retornos Filtrados (1ºquadrante), Função FAC (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante)

- **ISEQ:**



Lag	Ljung-Box	P-Value	ARCH	P-Value
10	7,47	0,68	6,21	0,80
15	11,69	0,70	22,33	0,10
20	13,36	0,86	25,56	0,18

Figura 18 - Retornos Filtrados (1ºquadrante), Função FAC (2º Quadrante), Função FAC dos quadrados dos retornos (3º quadrante), resultados teste Ljung-box (4º quadrante)

Os resultados dos testes Ljung-Box e Engle´s ARCH Test para todos os índices indicam p-valor superiores a 5%, demonstrando que os problemas de autocorrelação e heteroscedasticidade condicional foram corrigidos e evidenciando qualidade estatística para prosseguir o estudo empírico.

4.3.3 Estimação dos Modelos de Cópulas

De modo a analisar a dependência entre os índices acionistas da Euronext, consoante previsto nos objetivos da presente dissertação, recorre-se à estimação de modelos de cópulas bivariadas. Uma vez que estes modelos operam num espaço de $[0,1]^2$, é necessário realizar a transformação das séries de retornos filtrados em margens uniformes para garantir que os dados estejam nas condições adequadas para a análise.

Antes desse processo, as séries temporais foram divididas entre dois períodos. O período pré-pandemia, que abrange o período compreendido entre 1 de junho de 2013 e 10 de março de 2020, e o período pós-pandemia, de 11 de março de 2020 a 30 de junho de 2023. Esta divisão resultou na conversão dos retornos filtrados em 12 margens uniformes.

Para iniciar o processo de estimação das cópulas importa destacar os pares de índices acionistas sob análise: PSI/CAC 40, PSI/AEX, PSI/BEL 20, PSI/OBX, PSI/ISEQ, CAC 40/AEX, CAC 40/BEL 20, CAC 40/OBX, CAC 40/ISEQ, AEX/BEL 20, AEX/OBX, AEX/ISEQ, BEL 20/OBX, BEL 20/ISEQ e OBX/ISEQ.

Numa primeira fase, foram obtidos os valores empíricos do coeficiente *tau* de Kendall correspondentes a cada período, conforme apresentado na tabela seguinte:

Índices	PSI/CAC 40	PSI/AEX	PSI/BEL 20	PSI/OBX	PSI/ISEQ	CAC 40/AEX	CAC 40/BEL 20	CAC 40/OBX
Pré-pandemia	0,48666	0,47559	0,47421	0,37354	0,39455	0,70556	0,66025	0,41310
Pós-pandemia	0,42949	0,39975	0,40969	0,34829	0,33964	0,63365	0,61206	0,37410
Índices	**CAC 40/ISEQ**	**AEX/BEL 20**	**AEX/OBX**	**AEX/ISEQ**	**BEL 20/OBX**	**BEL 20/ISEQ**	**OBX/ISEQ**	
Pré-pandemia	0,51152	0,65160	0,42200	0,49993	0,38042	0,51022	0,31786	
Pós-pandemia	0,54935	0,56821	0,38464	0,49842	0,35656	0,50049	0,30746	

Figura 19 - Coeficiente Tau de Kendall

Este coeficiente permite comparar estruturas de dependência quando as cópulas estimadas são diferentes e, por isso, os parâmetros de dependência obtidos pela estimação das cópulas não sejam comparáveis (Horta et al., 2010).

Genericamente, os resultados do coeficiente *tau* de Kendall, para cada par de índices acionistas, sofrem uma redução do período pré-pandemia para o período pós-pandemia. Essa diminuição na correlação pode sugerir uma alteração substancial nas dinâmicas e interações entre os índices durante o período da pandemia, em comparação com o período anterior.

Em seguida, foram calculadas estimativas para os seguintes modelos de cópulas nos mesmos pares de índices acionistas: Gaussiana, t-Student, Clayton, Gumbel e Frank. Os resultados dessa estimação apresentam-se na tabela seguinte:

Índice	Cópulas	Parâmetro Dependência	Graus de Liberdade	Coeficiente Tau de Kendall	Limite Superior Dependência	Limite Inferior Dependência	AIC
PSI/CAC 40	Gaussiana	0,6893	-	0,4842	-	-	-1106,7890
		0,6194	-	0,4252	-	-	-400,8251
	T-student	**0,6920**	**7,2390**	**0,4865**	**0,7161**	**0,3399**	**-1142,3630**
		0,6235	**5,2834**	**0,4286**	**0,5584**	**0,3572**	**-431,2179**
	Clayton	1,8960	-	0,5133	-	0,3453	-875,8155
		1,5060	-	0,5705	-	0,3990	-375,0491
	Gumbel	1,8310	-	0,6468	0,4539	-	-1005,6440
		1,6540	-	0,6232	0,3954	-	-355,5108
	Frank	5,5330	-	0,8193	-	-	-1029,7910
		4,6500	-	0,7849	-	-	-378,0829
PSI/AEX	Gaussiana	0,6743	-	0,4711	-	-	-1040,7510
		0,5861	-	0,3987	-	-	-347,7480
	T-student	**0,6774**	**9,2006**	**0,4738**	**0,7706**	**0,3066**	**-1066,6860**
		0,5881	**9,2795**	**0,4002**	**0,7308**	**0,2741**	**-360,5709**
	Clayton	1,8140	-	0,5244	-	0,3554	-772,5467
		1,3320	-	0,6002	-	0,4288	-333,8631
	Gumbel	1,7870	-	0,6412	0,4404	-	-942,9273
		1,5540	-	0,6085	0,3565	-	-283,0906
	Frank	5,3460	-	0,8129	-	-	-977,8034
		4,1840	-	0,7610	-	-	-323,6561
PSI/BEL 20	Gaussiana	0,6749	-	0,4716	-	-	-1043,2350
		0,5990	-	0,4089	-	-	-367,6508
	T-student	**0,6775**	**6,4887**	**0,4739**	**0,6748**	**0,3497**	**-1084,4770**
		0,5999	**7,1174**	**0,4096**	**0,6570**	**0,3054**	**-384,2308**
	Clayton	1,8040	-	0,5258	-	0,3566	-809,7707
		1,3880	-	0,5903	-	0,4188	-362,8322
	Gumbel	1,8040	-	0,6434	0,4457	-	-966,0578
		1,5870	-	0,6135	0,3699	-	-305,8225
	Frank	5,3300	-	0,8124	-	-	-970,9994
		4,3260	-	0,7688	-	-	-339,9377

Tabela 3 - Estimação dos modelos de cópulas para os índices financeiros

Índice	Cópulas	Parâmetro Dependência	Graus de Liberdade	Coeficiente Tau de Kendall	Limite Superior Dependência	Limite Inferior Dependência	AIC
PSI/OBX	Gaussiana	0,5518	-	0,3721	-	-	-620,1367
		0,5243	-	0,3513	-	-	-264,1531
	T-student	**0,5537**	**10,9131**	**0,3736**	**0,7547**	**0,2486**	**-633,9519**
		0,5241	**5,5931**	**0,3512**	**0,4909**	**0,2985**	**-286,5113**
	Clayton	1,1930	-	0,6264	-	0,4560	-499,3047
		1,0690	-	0,6517	-	0,4833	-280,2284
	Gumbel	1,5180	-	0,6029	0,3412	-	-539,2102
		1,4700	-	0,5951	0,3197	-	-223,4428
	Frank	3,8420	-	0,7397	-	-	-576,7862
		3,5580	-	0,7189	-	-	-241,6733
PSI/ISEQ	Gaussiana	0,5855	-	0,3982	-	-	-718,2271
		0,5092	-	0,3401	-	-	-246,3568
	T-student	**0,5852**	**11,2549**	**0,3980**	**0,7767**	**0,2580**	**-731,4442**
		0,5112	**5,3334**	**0,3416**	**0,4511**	**0,2977**	**-273,6517**
	Clayton	1,3030	-	0,6055	-	0,4342	-561,8356
		1,0290	-	0,6603	-	0,4929	-252,6712
	Gumbel	1,5760	-	0,6118	0,3655	-	-636,3604
		1,4550	-	0,5927	0,3127	-	-212,4668
	Frank	4,1150	-	0,7570	-	-	-649,7576
		3,4660	-	0,7115	-	-	-229,2870
CAC 40/AEX	Gaussiana	0,8950	-	0,7057	-	-	-2788,1390
		0,8409	-	0,6359	-	-	-1029,9690
	T-student	**0,8954**	**3,7935**	**0,7062**	**0,6267**	**0,5615**	**-2907,6990**
		0,8413	**7,8279**	**0,6364**	**0,7993**	**0,3675**	**-1047,7920**
	Clayton	4,7930	-	0,2944	-	0,1726	-2342,0800
		3,4590	-	0,3664	-	0,2243	-897,5622
	Gumbel	3,1960	-	0,7617	0,6871	-	-2658,1600
		2,4810	-	0,7127	0,5969	-	-918,1527
	Frank	11,5200	-	0,9132	-	-	-2525,8180
		8,7420	-	0,8856	-	-	-930,0824
CAC 40/BEL 20	Gaussiana	0,8646	-	0,6649	-	-	-2374,8960
		0,8219	-	0,6141	-	-	-943,0930
	T-student	**0,8643**	**6,1967**	**0,6645**	**0,7571**	**0,4143**	**-2424,4990**
		0,8221	**6,3428**	**0,6144**	**0,7434**	**0,4014**	**-963,2706**
	Clayton	3,8870	-	0,3397	-	0,2046	-1906,6850
		3,1550	-	0,3880	-	0,2407	-788,6469
	Gumbel	2,7560	-	0,7338	0,6372	-	-2210,1020
		2,3900	-	0,7050	0,5816	-	-856,8523
	Frank	9,6640	-	0,8965	-	-	-2122,5120
		8,2370	-	0,8786	-	-	-857,5837
CAC 40/OBX	Gaussiana	0,6111	-	0,4186	-	-	-800,5750
		0,5593	-	0,3778	-	-	-309,2969
	T-student	**0,6103**	**11,5257**	**0,4179**	**0,7924**	**0,2649**	**-812,6181**
		0,5584	**5,2223**	**0,3772**	**0,4923**	**0,3257**	**-337,2313**
	Clayton	1,4080	-	0,5869	-	0,4153	-650,6740
		1,1950	-	0,6260	-	0,4556	-331,9872
	Gumbel	1,6170	-	0,6179	0,3816	-	-693,6911
		1,5230	-	0,6036	0,3434	-	-260,9647
	Frank	4,3810	-	0,7717	-	-	-716,9635
		3,8670	-	0,7414	-	-	-280,9884

Tabela 3 - Estimação dos modelos de cópulas para os índices financeiros (continuação)

Índice	Cópulas	Parâmetro Dependência	Graus de Liberdade	Coeficiente Tau de Kendall	Limite Superior Dependência	Limite Inferior Dependência	AIC
CAC 40/ISEQ	Gaussiana	0,7238	-	0,5152	-	-	-1275,4440
		0,7593	-	0,5489	-	-	-717,7577
	T-student	**0,7237**	**10,0324**	**0,5151**	**0,8065**	**0,3113**	**-1294,0190**
		0,7609	**6,6759**	**0,5505**	**0,7279**	**0,3753**	**-740,7025**
	Clayton	2,0940	-	0,4885	-	0,3232	-861,2939
		2,4380	-	0,4507	-	0,2909	-640,7915
	Gumbel	1,9540	-	0,6615	0,4882	-	-1199,8760
		2,0470	-	0,6718	0,5115	-	-634,6999
	Frank	5,9370	-	0,8316	-	-	-1151,1540
		6,6890	-	0,8505	-	-	-659,1173
AEX/BEL 20	Gaussiana	0,8556	-	0,6537	-	-	-2271,7640
		0,7721	-	0,5616	-	-	-758,0478
	T-student	**0,8566**	**5,6497**	**0,6549**	**0,7297**	**0,4336**	**-2338,9440**
		0,7778	**5,5199**	**0,5673**	**0,6807**	**0,4160**	**-793,7489**
	Clayton	3,7410	-	0,3484	-	0,2109	-1793,1760
		2,6320	-	0,4318	-	0,2753	-682,2807
	Gumbel	2,6930	-	0,7292	0,6287	-	-2134,5630
		2,1200	-	0,6795	0,5283	-	-675,8411
	Frank	9,4270	-	0,8939	-	-	-2053,7060
		7,1950	-	0,8610	-	-	-715,3086
AEX/OBX	Gaussiana	0,6218	-	0,4272	-	-	-837,4154
		0,5680	-	0,3846	-	-	-321,4303
	T-student	**0,6214**	**7,3665**	**0,4269**	**0,6820**	**0,3104**	**-867,6490**
		0,5706	6,6246	0,3866	0,6095	0,3007	-341,0885
	Clayton	1,4600	-	0,5780	-	0,4065	-698,5630
		1,2500	**-**	**0,6154**	**-**	**0,4444**	**-343,7520**
	Gumbel	1,6540	-	0,6232	0,3954	-	-746,1579
		1,5260	-	0,6041	0,3447	-	-261,4406
	Frank	4,5410	-	0,7798	-	-	-753,7622
		4,0020	-	0,7501	-	-	-298,5445
AEX/ISEQ	Gaussiana	0,7111	-	0,5036	-	-	-1210,2510
		0,7091	-	0,5018	-	-	-582,2332
	T-student	**0,7109**	**11,3598**	**0,5034**	**0,8251**	**0,2961**	**-1225,7880**
		0,7089	**10,5728**	**0,5016**	**0,8114**	**0,3022**	**-589,2550**
	Clayton	1,9990	-	0,5001	-	0,3334	-802,8557
		1,9870	-	0,5016	-	0,3348	-498,1848
	Gumbel	1,9050	-	0,6558	0,4751	-	-1134,6680
		1,8600	-	0,6503	0,4624	-	-505,5395
	Frank	5,7220	-	0,8252	-	-	-1092,4490
		5,7130	-	0,8250	-	-	-529,7518
BEL 20/OBX	Gaussiana	0,5731	-	0,3885	-	-	-680,7532
		0,5406	-	0,3636	-	-	-284,5132
	T-student	**0,5707**	**7,1039**	**0,3867**	**0,6359**	**0,2929**	**-712,8526**
		0,5369	**5,3144**	**0,3608**	**0,4785**	**0,3119**	**-307,5239**
	Clayton	1,2280	-	0,6196	-	0,4488	-601,8386
		1,1080	-	0,6435	-	0,4744	-300,4890
	Gumbel	1,5520	-	0,6082	0,3557	-	-598,3160
		1,4960	-	0,5994	0,3316	-	-241,3552
	Frank	3,9640	-	0,7477	-	-	-602,8683
		3,6690	-	0,7274	-	-	-254,9061

Tabela 3 - Estimação dos modelos de cópulas para os índices financeiros (continuação)

Índice	Cópulas	Parâmetro Dependência	Graus de Liberdade	Coeficiente Tau de Kendall	Limite Superior Dependência	Limite Inferior Dependência	AIC
BEL 20/ISEQ	Gaussiana	0,7239	-	0,5153	-	-	-1275,6410
		0,7103	-	0,5029	-	-	-585,0522
	T-student	**0,7234**	**8,8632**	**0,5148**	**0,7809**	**0,3247**	**-1299,6420**
		0,7112	**5,9964**	**0,5037**	**0,6689**	**0,3755**	**-608,6568**
	Clayton	2,0830	-	0,4898	-	0,3244	-914,4944
		2,0040	-	0,4995	-	0,3329	-506,6758
	Gumbel	1,9470	-	0,6607	0,4864	-	-1190,1000
		1,8920	-	0,6542	0,4715	-	-526,3663
	Frank	5,9190	-	0,8311	-	-	-1145,0760
		5,7900	-	0,8273	-	-	-533,6685
OBX/ISEQ	Gaussiana	0,4893	-	0,3255	-	-	-466,1361
		0,4684	-	0,3103	-	-	-202,3359
	T-student	**0,4855**	**7,7879**	**0,3227**	**0,6021**	**0,2457**	**-491,7319**
		0,4683	**6,2938**	**0,3103**	**0,4879**	**0,2566**	**-224,9201**
	Clayton	0,9319	-	0,6822	-	0,5176	-426,0756
		0,8879	-	0,6925	-	0,5297	-219,7671
	Gumbel	1,4170	-	0,5863	0,2943	-	-396,2354
		1,3870	-	0,5811	0,2790	-	-166,7752
	Frank	3,1890	-	0,6864	-	-	-412,0625
		3,0290	-	0,6699	-	-	-183,6187

Tabela 3 - Estimação dos modelos de cópulas para os índices financeiros(continuação)

As tabelas apresentaram, para além dos resultados da estimação, os coeficientes *tau* de Kendall, bem como os limites de dependência superiores e inferiores. Para cada período (pré-pandemia e pós-pandemia) selecionou-se o modelo de cópula mais adequado com base no menor valor obtido pelo critério AIC. As cópulas selecionadas estão identificadas por sombreamento e a negrito entre o período pré-pandemia (na linha superior) e o período pós-pandemia (na linha inferior).

Com base nos resultados apresentados pode inferir-se que o modelo de cópulas t-Student é o mais apropriado para descrever a dependência entre os pares de índices acionistas em ambos os períodos analisados, com a exceção do par AEX/OBX. Isso sugere que a maioria das estruturas de dependência exibem uma relação simétrica, indicando que existe uma influência entre os índices, tanto quando estão em alta como quando apresentam quedas.

Para o par de índices AEX/OBX, a cópula t-Student é mais adequada para o período de pré-pandemia e a de Clayton para o período pós-pandemia. O resultado sugere que as dinâmicas de dependência entre estes índices podem ter sofrido uma mudança substancial devida aos constrangimentos desse evento extremo que também afetou os mercados financeiros. Os dois índices mudaram de uma relação de dependência simétrica, antes do período de pandemia, para uma dependência forte no limite inferior da distribuição (i.e., quando o mercado está em baixa), depois da pandemia. Estas mudanças podem resultar

das diferentes condições económicas e financeiras entre os dois períodos, demonstrando a sensibilidade dos mercados a eventos extremos de amplitude internacional.

Uma vez que a escolha de diferentes cópulas não permite a comparação dos parâmetros de dependência, realizou-se uma análise sobre o coeficiente *tau* de Kendall. A tabela a seguir exibe a variação desse coeficiente entre o período pré-pandemia e o período pós-pandemia para cada par de índices acionistas da Euronext:

Índices	**Variação**
PSI/CAC 40	-0,05796
PSI/AEX	-0,07354
PSI/BEL 20	-0,06429
PSI/OBX	-0,02237
PSI/ISEQ	-0,05637
CAC 40/AEX	-0,06980
CAC 40/BEL 20	-0,05008
CAC 40/OBX	-0,04073
CAC 40/ISEQ	0,03536
AEX/BEL 20	-0,08753
AEX/OBX	0,18851
AEX/ISEQ	-0,00181
BEL 20/OBX	-0,02585
BEL 20/ISEQ	-0,01115
OBX/ISEQ	-0,01246

Tabela 4 - Variação do coeficiente tau de Kendall

Observa-se que nos pares CAC 40/ISEQ e AEX/OBX o coeficiente *tau* de Kendall aumentou entre o período pré-pandemia e o período pós-pandemia, tendo diminuído nos restantes pares entre os mesmos períodos. Os resultados entre aqueles dois pares indicam que as relações de dependência se intensificaram e que esses índices passaram a movimentar-se mais em conjunto após a crise. Entre os restantes índices a dependência diminuiu, sugerindo que o evento extremo pandemia abrandou a correlação entre os mercados.

Nas tabelas seguintes apresentam-se os resultados do coeficiente *tau* de Kendall em relação a cada modelo de cópulas selecionado entre os diferentes pares de índices acionistas e para os períodos pré-pandemia e pós-pandemia:

- Pré-pandemia:

	PSI	**CAC 40**	**AEX**	**BEL 20**	**OBX**	**ISEQ**
PSI	-	0,4865	0,4738	0,4739	0,3736	0,3980
CAC 40	0,4865	-	0,7062	0,6645	0,4179	0,5151
AEX	0,4738	0,7062	-	0,6549	0,4269	0,5034
BEL 20	0,4739	0,6645	0,6549	-	0,3867	0,5148
OBX	0,3736	0,4179	0,4269	0,3867	-	0,3227
ISEQ	0,3980	0,5151	0,5034	0,5148	0,3227	-

Tabela 5 - Resultados do coeficiente tau de Kendall no período pré-pandemia

- Pós-pandemia:

	PSI	**CAC 40**	**AEX**	**BEL 20**	**OBX**	**ISEQ**
PSI	-	0,4286	0,4002	0,4096	0,3512	0,3416
CAC 40	0,4286	-	0,6364	0,6144	0,3772	0,5505
AEX	0,4002	0,6364	-	0,5673	0,6154	0,5016
BEL 20	0,4096	0,6144	0,5673	-	0,3608	0,5037
OBX	0,3512	0,3772	0,6154	0,3608	-	0,3103
ISEQ	0,3416	0,5505	0,5016	0,5037	0,3103	-

Tabela 6 - Resultados do coeficiente tau de Kendall no período pós-pandemia

Os resultados sugerem que, tanto no período pré-pandemia como no período pós-pandemia, o índice acionista que mais influencia os restantes é o CAC 40, seguido do AEX. Por sua vez, os mais influenciados são o OBX e o ISEQ, que revelam parâmetros de dependência inferiores. Nesta perspetiva, ainda se conclui que o efeito pandémico não provocou alterações nas posições dominantes dos índices francês e holandês, cuja dimensão e antiguidade lhes atribuem uma posição de *benchmark* no mercado.

5 Conclusão

Os mercados financeiros desempenham um papel essencial na economia global, agindo como os motores para a alocação de recursos e determinação de preços. A Euronext destaca-se nos mercados financeiros internacionais, que agrega diversas bolsas de valores europeias numa única plataforma. No entanto, tal como já foi demonstrado, esses mercados interrelacionam-se e influenciam-se mutuamente. A compreensão dessas relações e das dinâmicas subjacentes é crucial para os investidores e todos os envolvidos nos mercados financeiros. Num mundo onde a globalização e eventos excecionais, como a pandemia de Covid-19, podem desencadear mudanças significativas, o estudo dessas interações torna-se ainda mais relevante para antecipar e gerir os impactos económicos e financeiros que podem afetar as economias.

Na presente dissertação foi abordada a análise das relações de influência entre os índices acionistas que compõem a Euronext. Além disso, pretendeu-se identificar o mercado mais influente e avaliar eventuais mudanças nas relações de dependência provocadas pelo evento extremo da pandemia de Covid-19. Para isso, foram constituídos dois períodos de análise distintos: o período pré-pandemia, abrangendo o intervalo de 1 de junho de 2013 a 10 de março de 2020, e o período pós-pandemia, compreendido entre 11 de março de 2020 e 30 de junho de 2023. Os índices analisados incluíram o PSI (Portugal), CAC 40 (França), AEX (Amsterdão), BEL 20 (Bélgica), OBX (Noruega) e ISEQ (Irlanda).

O estudo empírico recorreu ao método de cópulas para analisar as relações de dependência entre as variáveis. Inicialmente, foram obtidos os retornos diários de cada índice acionista e, em seguida, foram aplicados modelos ARMA-GARCH para corrigir a presença de heterocedasticidade condicional e autocorrelação normalmente associada à volatilidade das séries temporais financeiras. Após essa etapa, selecionamos os modelos mais adequados para cada índice financeiro com base no critério de informação de Akaike (AIC), obtendo-se as séries de retornos filtrados. Posteriormente, dividiram-se as séries de cada índice financeiro entre os dois períodos identificados. Em seguida, estimaram-se modelos de cópulas para cada par de índices financeiros em ambos os períodos. Novamente, selecionou-se o modelo de cópula mais apropriado para cada situação com base no critério de informação de Akaike (AIC).

Após a análise dos resultados da estimação dos modelos de cópulas, observou-se que um dos pares apresentou um resultado de cópulas distinto dos demais, levando à medição do efeito de contágio financeiro por meio do coeficiente *tau* de Kendall. Observa-se que nos pares CAC 40/ISEQ e AEX/OBX o coeficiente *tau* de Kendall aumentou entre o período pré-pandemia e o período pós-pandemia, denotando uma intensificação nas relações de dependência entre esses índices. Para os restantes pares, observou-se uma diminuição do coeficiente de *tau* de Kendall, pelo que a dependência diminuiu, sugerindo que o evento extremo da pandemia diminuiu a correlação entre os mercados.

A cópula t-Student foi selecionada para a maioria dos pares de índices financeiros, com a exceção do par AEX/OBX, em que, apesar da cópula t-Student ser a mais adequada para o período de pré-pandemia, a cópula de Clayton revela-se a melhor para o período pós-pandemia. Isso sugere que, para a maioria dos pares, as estruturas de dependência exibem uma relação simétrica, indicando que há uma influência mútua entre os índices, tanto quando estão em alta como quando apresentam quedas. Por outro lado, no caso do par AEX/OBX, os resultados sugerem que as dinâmicas de dependência podem ter passado por mudanças significativas em resposta às pressões decorrentes do evento extremo em estudo. Essas alterações indicam que, após a pandemia, os dois índices passaram de uma relação de dependência simétrica para uma dependência mais forte no limite inferior da distribuição, ou seja, em momentos de baixa no mercado. A mudança pode ser atribuída às diferentes condições económicas e financeiras nos dois períodos, demonstrando a sensibilidade dos mercados a eventos extremos de alcance global.

Através deste estudo também foi possível concluir que, tanto no período pré-pandemia como no período pós-pandemia, o índice acionista que exerce maior influência sobre os demais é o CAC 40, seguido pelo AEX. Por outro lado, os índices mais impactados são o OBX e o ISEQ, revelando parâmetros de dependência mais reduzidos. Nesse contexto, pode concluir-se que o impacto da pandemia não provocou mudanças nas posições dominantes dos índices francês e holandês, os quais, pela sua dimensão e história, se mantêm como referências no mercado.

As conclusões apresentadas reforçam a importância de entender as interações complexas entre os índices acionistas, bem como sua capacidade de adaptação a eventos excecionais. Espera-se que este estudo forneça uma base sólida para futuras análises e decisões de investimento, à medida que os mercados financeiros continuam a evoluir e

enfrentar desafios inesperados. Assim, recomendam-se para investigação futura novos estudos alargados a outros índices com diferentes estágios de desenvolvimento e considerando outros eventos extremos, como por exemplo a guerra na Ucrânia.

Referências Bibliográficas

Ahelegbey, D.F., Giudici, P., Hashem, S.Q. (2020). Network VAR models to Measure Financial Contagion. *DEM Working Papers Series*, Università di Pavia, Department of Economics and Management. Disponível em: http://economiaweb.unipv.it/wpcontent/uploads/2018/01/DEMWP0178.pdf. Acedido a: 12/02/2023

Aldonsa. T. R. R. F. Determinantes Macroeconómicos do Índice Acionista PSI-20. Disponível em: https://repositorio.iscte-iul.pt/bitstream/10071/18704/5/master_tomaz_ferreira_aldonsa.pdf. Acedido a: 17/07/2022

Alfaro, L.; Chari, A.; Greenland, A. N.; Schott, P. K. (2020). Aggregate and Firm-Level Stock Returns During Pandemics, in Real Time. *National Bureau of Economic Research*.

Atiase, R. (1985). Predisclosure Information, Firm Capitalization and Security Price Behavior Around Earnings Announcements, *Journal of Accounting Research 23*, 1, 21-36

Azevedo, D. S. (2017). Determinantes da correlação entre mercados acionistas. Disponível em: https://estudogeral.sib.uc.pt/bitstream/10316/82319/1/DISSERTA%C3%87%C3%83O%20FINAL%20-%20corrigida.pdf. Acedido a:17/07/2022

Ball, R. e Brown (1968). An Empirical Evaluation of Accounting Income Numbers, *Journal of Accounting Research*, 6, 159-178

Barakat, M., Elgazzar, S., & Hanafy, K. (2016). Impact of Macroeconomic Variables on Stock Markets: Evidence from Emerging Markets. *International Journal of Economics and Finance Vol. 8*.

Beaver, W. (1968). The Information Content of Annual Earnings Announcements, *Journal of Accounting Research*, 6, 67-92

Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307–327

Brzyska, J; Szamrej-Baran, I. (2022). Economic vulnerability assessment of EU countries to the impact of COVID-19 pandemic with the revised CEV index. Institute of Economics and Finance, University of Szczecin. *Procedia Computer Science*, 207 (2022) 3238–3247

Capital Now. Índices da bolsa: o que são, quais são e como funcionam? Disponível em: https://capitalresearch.com.br/blog/indices-da-bolsa/. Acedido a: 17/07/2022

Degiro. O que é a negociação de índices e como é que funciona? Disponível em:https://www.degiro.pt/centro-de-conhecimento/academia-do-investidor/curso-iniciantes/negociar-indices. Acedido a: 17/07/2022

Ding, W.; Levine, R.; Lin, C.; Xie, W. (2021). Corporate Immunity to the COVID-19 Pandemic. *Journal of Financial Economics*, 141(2021), 802-830.

Eichengreen, B., Rose, A., & Wyplosz, C. (1996). Contagious Currency Crises. NBER Working Paper 5681

Embrechts, P., Lindskog, F., & Mcneil, A. (2001). Modelling Dependence with Copulas and Applications to Risk Management. Department of Mathematics, ETHZ, Zurich.

Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1008

Fama, E. (1970). Efficient Capital Markets: A review of Theory and Empirical Work, *The journal of finance*, May, 383-417

Fama, E. (1991). Efficient Capital Markets, *Journal of Finance 5*, December, p. 1575-1617

Fama, E.; Fisher, L.; Jensen, M. e Roll, R. (1969). The Adjustment of Stock Prices to New Information. *Internacional Economic Review 10*. February, 1-21

Filho, W. P. A. (2019). Uma Introdução à Teoria das Cópulas e sua Aplicação à Estimação do Valor em Risco e do Défice Esperado. Disponível em: https://estudogeral.sib.uc.pt/retrieve/163499/thesis.pdf. Acedido a:16/07/2022

Forbes, K. J. and Rigobon, R. (2002). No contagion, only interdependence: Measuring stock market comovements. *The Journal of Finance*, 57, 2223-2261

Furriel, A. M. Q. S. (2011). Modelos Heterocedásticos – ARCH e GARCH (2011). Disponível em:

https://repositorioaberto.up.pt/bitstream/10216/57365/2/TeseMestradoMargaridaSepulveda.pdf. Acedido a: 16/07/2022

Horta, P.; Mendes, C.; Vieira, I. (2010). Contagion effects of the subprime crisis in the European NYSE Euronext markets. *Port Econ J* (2010) 9, 115–140

Jun Yan (2007) Enjoy the Joy of Copulas: With a Package copula. *Journal of Statistical Software*, 21

Kao, Y.-S.; Zhao, K.; Ku, Y.-C.; Nieh, C.-C. (2019). The asymmetric contagion effect from the U.S. stock market around the subprime crisis between 2007 and 2010. *Economic Research-Ekonomska Istraživanja*. Disponível em: https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/1331677X.2019.1645710. Acedido a: 12/12/2023

Liu, H.; Manzoor, A.; Wang, C.; Zhang, L.; Manzoor, Z. (2020). The COVID-19 Outbreak and Affected Countries Stock Markets Response. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17, 2800.

Maganlal, M. H. (2019). Taxas de Câmbio: Modelação ARMA-GARCH. Disponível em: https://repositorio.iscteiul.pt/bitstream/10071/19217/1/master_michal_hasmuklal_maganlal.pdf. Acedido a:16/07/2022

Mendes, B. V. M. (2005). Asymmetric extreme interdependence in emerging equity markets. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 21, 483-498.

Mendes, R.; Gomes, L.; Ramos, P. (2022). Financial Contagion from the Subprime Crisis: A Copula Approach. *Scientific Annals of Economics and Business*, 69 (4), 501-520

Mendes, R. (2021). O Efeito de Contágio Financeiro da Crise do Subprime: Comparação Entre Países do Sul e do Norte da Europa. Disponível em: https://recipp.ipp.pt/bitstream/10400.22/18989/1/Rita%20Mendes_MCF_2021.pdf. Acedido a: 07/01/2023

Mohti, W., Dionísio, A., Ferreira, P. and Vieira, I. (2019). Contagion of the subprime financial crisis on frontier stock markets: A copula analysis. *Economies*, 7, 1-15

Pagano, M.; Wagner, C.; Zechner, J. (2021). Disaster Resilience and Asset Prices.

Pericoli, M., & Sbracia, M. (2003). A Primer on Financial Contagion. *Journal of Economic Surveys*, 17(4), 571–608.

Perlin, M. S., et al. (20221) A GARCH Tutorial with R. Um Tutorial sobre Modelos Garch no R. Disponível em: https://doi.org/10.1590/1982-7849rac2021200088. Acedido a: 11/01/2023

Perobelli, F. F. C., Vidal, T. L., Securato, J. R. (2013). Avaliando o efeito contágio entre economias durante crises financeiras. *Estudos Econômicos*, 43, 3, 557– 594.

Pettit, R. (1972). Dividend announcements, security performance, and capital market efficiency, *Journal of Finance*, 27, p. 993-1007

Pinho, T. O. (2012). Mercados Bolsistas: Índices Bolsistas e sua Atratividade para o Investidor. Disponível em: https://recipp.ipp.pt/bitstream/10400.22/7922/1/DM_TRonyPinho_2012.pdf. Acedido a 15/10/2023

Ramalhinho, A. F. (2022) Os impactos da Covid-19 nas bolsas de valores: o caso da bolsa de valores de Portugal, EUA e China. Universidade de Évora - Escola de Ciências Sociais

Rankia. Euronext, o que é? Disponível em: https://www.rankia.pt/bolsa/euronext-o-que-e/. Acedido a: 17/07/2022

Rankia. O que é o mercado financeiro? Disponível em:https://www.rankia.pt/bolsa/mercados-financeiros-entenda-o-que-sao-e-como-funcionam/#. Acedido a 15/10/2023

Requena, D., Delbem, D., Diniz, C. Cópula Gaussiana Aplicada a uma Nova Modelagem da Dependência em Risco Operacional. Disponível em: https://docplayer.com.br/72607309-Copula-gaussiana-aplicada-a-uma-nova-modelagem-da-dependencia-em-risco-operacional.html. Acedido a 16/07/2022

Rodriguez, J. C. (2007). Measuring financial contagion: A Copula approach. *Journal of Empirical Finance*, 14(3), 401–423

Santos, J. L. R. (2016). Relação entre o Mercado Acionista e os Denominados Ativos de Refúgio: O Caso Europeu entre 2001 e 2015. Disponível em:https://repositorio.iscte-iul.pt/bitstream/10071/12955/1/2016_ECSH_DEP_Disserta%C3%A7%C3%A3o_Jo%C3%A3o%20Lu%C3%ADs%20Rosa%20dos%20Santos.pdf. Acedido a:17/07/2022

Santos, R. P. S. (2010). Modelando Contágio Financeiro através de Cópulas. Disponível em: https://bibliotecadigital.fgv.br/dspace/bitstream/handle/10438/8262/63080100017.pdf?sequence=1&isAllowed=y. Acedido a: 25/10/2023

Silva, R. F.; Macedo, M.; Conceição, J. (2022) A pandemia de COVID-19 em Portugal: Evolução, Vacinação e Farmacovigilância. Disponível em: https://revistamultidisciplinar.com/index.php/oj/article/view/90/128. Acedido a: 29/01/2023

Tsay, R. (2005). Analysis of Financial Time Series. *John Wiley & Sons*.

Zhang, D.; Hu, M.; Ji, Q. (2020). Financial Markets Under the Global Pandemic of COVID-19. *Finance Research Letters*, 36, 101528.

Zorgati, I., Lakhal, F., & Zaabi, E. (2019). Financial contagion in the subprime crisis context: A copula approach. *The North American Journal of Economics and Finance,* 47, 269-282

Apêndice I – Resultados das Estimativas dos Modelos ARMA-GARCH

Índice	Parâmetros	Estimativa	Desvio-Padrão	Valor-*t*	Prob (> I*t* I)
PSI	μ	0,000227	0,000189	1,204920	0,228230
	AR(1)	0,384326	0,017708	21,702940	0,000000
	AR(2)	-1,021148	0,018899	-54,031110	0,000000
	AR(3)	-0,017093	0,032605	-0,524240	0,600110
	AR(4)	-0,247055	0,030409	-8,124290	0,000000
	AR(5)	-0,529246	0,017169	-30,825200	0,000000
	MA(1)	-0,307118	0,000557	-551,783190	0,000000
	MA(2)	1,003285	0,000410	2444,324650	0,000000
	MA(3)	0,106498	0,014706	7,241950	0,000000
	MA(4)	0,205689	0,019913	10,329140	0,000000
	MA(5)	0,548379	0,000410	1339,008770	0,000000
	Ω	0,000008	0,000001	7,452380	0,000000
	Alpha1	0,192193	0,026521	7,246960	0,000000
	Alpha2	0,036843	0,023791	1,548620	0,121470
	Beta1	0,090103	0,074687	1,206420	0,227660
	Beta2	0,627683	0,062311	10,073440	0,000000
CAC 40	μ	0,000297	0,000005	654528,000000	0,000000
	AR(1)	0,244070	0,001158	2107621,000000	0,000000
	AR(2)	0,854678	0,001054	8105105,000000	0,000000
	AR(3)	-0,844878	0,000282	-29991688,000000	0,000000
	AR(4)	-0,268052	0,001625	-1649113,000000	0,000000
	AR(5)	0,981652	0,002068	4747908,000000	0,000000
	MA(1)	-0,252962	0,000237	-10669576,000000	0,000000
	MA(2)	-0,854330	0,000037	-230930468,000000	0,000000
	MA(3)	0,855482	0,000062	137151631,000000	0,000000
	MA(4)	0,257324	0,000361	7122487,000000	0,000000
	MA(5)	-1002166,000000	0,000047	-215306191,000000	0,000000
	Ω	0,000009	0,000001	144073,000000	0,000000
	Alpha1	0,193501	0,028406	68119,000000	0,000000
	Alpha2	0,026463	0,023804	11117,000000	0,266278
	Beta1	0,219161	0,081800	26792,000000	0,007379
	Beta2	0,500529	0,075063	66681,000000	0,000000
AEX	μ	0,000666	0,000103	64661,000000	0,000000
	AR(1)	-1751941,000000	0,000993	-17645000,000000	0,000000
	AR(2)	-1764267,000000	0,001030	-17125000,000000	0,000000
	AR(3)	-1715964,000000	0,001087	-15788000,000000	0,000000
	AR(4)	-0,706407	0,001057	-6685700,000000	0,000000
	MA(1)	1760833,000000	0,000011	1664600000,000000	0,000000
	MA(2)	1772617,000000	0,000073	242290000,000000	0,000000
	MA(3)	1733404,000000	0,000008	2165300000,000000	0,000000
	MA(4)	0,722474	0,000004	1640100000,000000	0,000000
	Ω	0,000006	0,000001	44402,000000	0,000009
	Alpha1	0,202390	0,026989	74991,000000	0,000000
	Alpha2	0,017087	0,034298	4981,800000	0,618356
	Beta1	0,265406	0,096691	27449,000000	0,006053
	Beta2	0,473086	0,077744	60852,000000	0,000000

Tabela 7 - Estimativas dos Modelos ARMA-GARCH

Índice	Parâmetros	Estimativa	Desvio-Padrão	Valor-*t*	Prob (> I*t* I)
BEL 20	μ	0,000411	0,000115	35804,000000	0,000343
	AR(1)	1065146,000000	0,018772	567400,000000	0,000000
	AR(2)	-0,555848	0,027258	-203920,000000	0,000000
	AR(3)	0,404439	0,029666	136330,000000	0,000000
	AR(4)	0,494421	0,028809	171620,000000	0,000000
	AR(5)	-0,485123	0,029623	-163760,000000	0,000000
	MA(1)	-1058663,000000	0,000066	-160160000,000000	0,000000
	MA(2)	0,547131	0,003948	1385800,000000	0,000000
	MA(3)	-0,405188	0,006853	-591210,000000	0,000000
	MA(4)	-0,528215	0,010388	-508490,000000	0,000000
	MA(5)	0,498356	0,021135	235800,000000	0,000000
	Ω	0,000004	0,000002	17163,000000	0,086105
	Alpha1	0,173436	0,026883	64516,000000	0,000000
	Alpha2	0,006575	0,029729	2211,500000	0,824976
	Beta1	0,339760	0,130623	26011,000000	0,009293
	Beta2	0,448522	0,124955	35895,000000	0,000331
OBX	μ	0,000612	0,000178	343231,000000	0,000598
	AR(1)	0,473023	0,010153	4659156,000000	0,000000
	AR(2)	-0,077078	0,008946	-861578,000000	0,000000
	AR(3)	0,247628	0,008484	2918812,000000	0,000000
	AR(4)	0,127076	0,011597	1095770,000000	0,000000
	AR(5)	-0,822008	0,003847	-21369568,000000	0,000000
	MA(1)	-0,465111	0,000631	-73659455,000000	0,000000
	MA(2)	0,047726	0,001385	3445355,000000	0,000000
	MA(3)	-0,208347	0,002296	-9075567,000000	0,000000
	MA(4)	-0,174474	0,002494	-6994555,000000	0,000000
	MA(5)	0,855643	0,000152	564748985,000000	0,000000
	Ω	0,000008	0,000001	916632,000000	0,000000
	Alpha1	0,169366	0,022130	765319,000000	0,000000
	Alpha2	0,014733	0,017960	0,820320	0,412037
	Beta1	0,069668	0,060574	115014,000000	0,250087
	Beta2	0,684403	0,057286	1194721,000000	0,000000
ISEQ	μ	0,000593	0,000035	171170,000000	0,000000
	AR(1)	-0,221103	0,000041	-54244000,000000	0,000000
	AR(2)	-0,885574	0,000096	-91824000,000000	0,000000
	AR(3)	-0,821893	0,000079	-103510000,000000	0,000000
	AR(4)	-0,087511	0,000026	-33600000,000000	0,000000
	AR(5)	-0,861717	0,000090	-96260000,000000	0,000000
	MA(1)	0,264694	0,000045	58314000,000000	0,000000
	MA(2)	0,924578	0,000082	112200000,000000	0,000000
	MA(3)	0,862953	0,000074	116770000,000000	0,000000
	MA(4)	0,110169	0,000029	37398000,000000	0,000000
	MA(5)	0,855527	0,000076	113280000,000000	0,000000
	Ω	0,000007	0,000000	138380,000000	0,000000
	Alpha1	0,079619	0,021414	37181,000000	0,000201
	Alpha2	0,051442	0,022528	22835,000000	0,022403
	Beta1	0,821747	0,142836	57531,000000	0,000000
	Beta2	0,000003	0,133361	0,210000	0,999983

Tabela 7 - Estimativas dos Modelos ARMA-GARCH (continuação)