

INSTITUTO POLITÉCNICO DE LISBOA
INSTITUTO SUPERIOR DE CONTABILIDADE E
ADMINISTRAÇÃO DE LISBOA



ISCAL

IMPACTO DA COVID-19 NOS ÍNDICES VIX,
VSTOXX E VHSI

Gonçalo Gaspar Leitão

Lisboa, novembro de 2022

INSTITUTO POLITÉCNICO DE LISBOA
INSTITUTO SUPERIOR DE CONTABILIDADE E
ADMINISTRAÇÃO DE LISBOA

IMPACTO DA COVID-19 NOS ÍNDICES VIX,
VSTOXX E VHSI

Gonçalo Gaspar Leitão

Dissertação submetida ao Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa para cumprimento dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Análise Financeira, realizada sob a orientação científica de Prof. Especialista Mestre José Nuno Sacadura, Professor Adjunto, da área de Economia/Finanças.

Constituição do Júri:

Presidente: Prof. Doutor Ricardo Correia

Arguente: Prof. Doutora Sónia Bentes

Vogal: Prof. Especialista Mestre José Nuno Sacadura

Lisboa, novembro de 2022

Declaro ser o autor desta dissertação, que constitui um trabalho original e inédito, que nunca foi submetido (no seu todo ou qualquer das suas partes) a outra instituição de ensino superior para obtenção de um grau académico ou outra habilitação. Atesto ainda que todas as citações estão devidamente identificadas. Mais acrescento que tenho consciência de que o plágio – a utilização de elementos alheios sem referência ao seu autor – constitui uma grave falta de ética, que poderá resultar na anulação da presente dissertação

Agradecimentos

Ao meu orientador, Professor José Nuno Sacadura, agradeço pelo acompanhamento e orientação ao longo deste percurso, bem como pela partilha de conhecimentos sobre o tema em análise.

Aos meus pais, agradeço por tudo. Não consigo expressar a gratidão que sinto, mas se hoje tenho orgulho no homem que me tornei, é graças à educação e valores que me passaram.

Resumo

Em 2020, a sociedade viu o despoletar de uma pandemia com efeitos sem precedentes na história. Em tempos marcados pela incerteza e ansiedade na vida diária, surgem nos índices de volatilidade implícita um medidor importante do sentimento dos investidores face aos desenvolvimentos associados à COVID-19. Posto isto, este estudo almeja analisar os impactos registados nos índices VIX, VSTOXX e VHSI através da aplicação de um modelo EGARCH. Para esse fim, foram recolhidos os dados dos índices mencionados entre 1 de janeiro de 2018 e 31 de dezembro de 2021. Foram consideradas 3 séries temporais de maneira a construir as hipóteses de investigação, denominadas Evento 1 (entre 30 de janeiro de 2020 e 11 de março de 2020); Evento 2 (entre 12 de março de 2020 e 14 de dezembro de 2020); e Evento 3 (entre 15 de dezembro de 2020 e 31 de dezembro de 2021). Os resultados sugerem que, em relação ao Evento 1, não existe nenhum impacto significativo nos índices, algo que pode ser explicado com uma reação tardia por parte dos investidores à COVID-19. Para o Evento 2, regista-se um impacto significativo no índice VIX, mas não para o VSTOXX e VHSI, podendo-se justificar que nestes as medidas de apoio e adaptação à pandemia foram eficientes. No Evento 3, comprova-se que a COVID-19 não teve um efeito significativamente negativo nos índices.

Palavras-chave: Volatilidade, COVID-19, modelo econométrico EGARCH, Índices de volatilidade implícita

Abstract

In 2020, society saw the triggering of a pandemic with unprecedented effects in history. In times marked by uncertainty and anxiety in daily life, implied volatility indices are an important gauge of investor sentiment given the developments associated with COVID-19. With that said, this study aims to analyze the impacts recorded in the VIX, VSTOXX and VHSI indices through the application of an EGARCH model. For this purpose, data from the aforementioned indices were collected between 1st January 2018 and 31st December 2021. 3 timelines were considered in order to build the investigation hypotheses, denominated Event 1 (between 30th January 2020 and 11th March 2020); Event 2 (between 12th March 2020 and 14th December 2020); and Event 3 (between 15th December 2020 and 31st December 2021). The results suggest that relative to Event 1, there is no significant impact on the indices, something that can be explained by a delayed reaction by investors to COVID-19. For Event 2, there is a significant impact on the VIX index, but not for the VSTOXX and VHSI, and it can be justified that in these the measures to support and adapt to the pandemic were efficient. In Event 3, it is proven that COVID-19 did not have a significantly negative effect on the indices.

Keywords: *Volatility, COVID-19, EGARCH econometric model, Implied volatility indices*

Índice

Agradecimentos.....	v
Resumo.....	vi
<i>Abstract</i>	vii
Índice	viii
Índice de tabelas.....	x
Índice de Quadros	xii
Lista de abreviaturas e acrónimos.....	xiii
1. Introdução	1
1.1. Objetivos e hipóteses de investigação.....	2
1.2. Estrutura da dissertação	2
2. Revisão da literatura	4
2.1. Crises passadas e impacto nos mercados financeiros	4
2.2. Impacto da COVID-19 nos mercados financeiros	7
2.3. Conceito e tipos de volatilidade	9
2.3.1. Volatilidade histórica ou estatística.....	10
2.3.2. Volatilidade implícita.....	11
2.3.3. Volatilidade futura ou previsional.....	12
2.4. Índices de Volatilidade Implícita.....	12
2.4.1. CBOE Volatility Index (VIX).....	13
2.4.2. STOXX 50 Volatility Index (VSTOXX).....	14
2.4.3. HSI Volatility Index (VHSI).....	14
3. Metodologia.....	15
3.1. Estratégia empírica.....	15
3.2. Dados.....	19
3.3. Modelação da volatilidade condicionada	20
3.3.1. Modelos ARCH.....	20
3.3.2. Modelo GARCH.....	21
3.3.3. Modelo EGARCH.....	22
4. Evidências empíricas	24
4.1. Estatística descritiva das rendibilidades	24
4.2. Modelação da volatilidade condicionada	27
4.2.1. Verificação dos pressupostos	27
4.2.1.1. <i>Estacionariedade</i>	27

4.2.1.2. <i>Autocorrelação</i>	29
4.2.1.3. <i>Heterocedasticidade condicionada</i>	33
4.2.1.4. <i>Análise dos resíduos do modelo AR(p)</i>	38
4.3. Estimação do modelo EGARCH (p,q).....	44
4.4. Síntese	46
5. Conclusão.....	47
5.1. Conclusões gerais	47
5.2. Estudos futuros e limitações.....	49
Referências Bibliográficas	51

Índice de tabelas

Tabela 4.1 Medidas de estatística descritiva das rendibilidades diárias dos índices VIX, VSTOXX e VHSI no período de 1 de janeiro de 2018 a 31 de dezembro de 2021	25
Tabela 4.2 Medidas de estatística descritiva das rendibilidades diárias dos índices VIX, VSTOXX e VHSI no período de 1 de janeiro de 2018 a 29 de janeiro de 2020.....	26
Tabela 4.3 Medidas de estatística descritiva das rendibilidades diárias dos índices VIX, VSTOXX e VHSI no período de 30 de janeiro de 2020 a 31 de dezembro de 2021	26
Tabela 4.4 Resultados obtidos para os testes ADF e KPSS para os índices VIX, VSTOXX e VHSI.....	28
Tabela 4.5 Correlograma das rendibilidades diárias do índice VIX.....	30
Tabela 4.6 Correlograma das rendibilidades diárias do índice VSTOXX.....	31
Tabela 4.7 Correlograma das rendibilidades diárias do índice VHSI	32
Tabela 4.8 Correlograma dos resíduos quadrados do índice VIX	34
Tabela 4.9 Correlograma dos resíduos quadrados do índice VSTOXX.....	35
Tabela 4.10 Correlograma dos resíduos quadrados do índice VHSI	36
Tabela 4.11 Resultados do teste ARCH-LM para as rendibilidades do índice VIX	37
Tabela 4.12 Resultados do teste ARCH-LM para as rendibilidades do índice VSTOXX	37
Tabela 4.13 Resultados do teste ARCH-LM para as rendibilidades do índice VHSI.....	37
Tabela 4.14 Correlograma dos resíduos do modelo AR (16) para as rendibilidades diárias do índice VIX.....	40
Tabela 4.15 Correlograma dos resíduos do modelo AR (3) para as rendibilidades diárias do índice VSTOXX.....	41
Tabela 4.16 Correlograma dos resíduos do modelo AR (5) para as rendibilidades diárias do índice VHSI	42
Tabela 4.17 Resultados do teste de BG para o modelo AR (16) do índice VIX.....	43
Tabela 4.18 Resultados do teste de BG para o modelo AR (3) do índice VSTOXX	43
Tabela 4.19 Resultados do teste de BG para o modelo AR (5) do índice VHSI.....	43
Tabela 4.20 Especificações dos modelos AR (p) para os índices VSTOXX, VHSI e VIX.....	44

Tabela 4.21 Resultados da estimação dos modelos EGARCH (1,1) para os índices VIX, VSTOXX e VHSI.....	45
---------------------------------------------------------------------------------------------------------	----

Índice de Quadros

Quadro 2.1 Níveis de Sentimentos do mercado	13
Quadro 3.1 Evento 1: Datas chave desde a OMS declarar o surto de coronavírus como uma emergência de saúde pública de interesse internacional até à OMS caracterizar o surto como uma pandemia.....	17
Quadro 3.2 Evento 2: Datas chaves desde a OMS caracterizar o surto como uma pandemia até à primeira vacina administrada nos EUA.....	18
Quadro 3.3 Evento 3: Datas relevantes após a primeira vacina administrada nos EUA	19

Lista de abreviaturas e acrónimos

ADF – Augmented Dickey Fuller

APARCH – Asymmetric Power Autoregressive Conditional Heteroskedasticity

AR – Autoregressive

ARCH – Autoregressive Conditional Heteroskedasticity

BG - Breusch-Godfrey

CBOE – Chicago Board Options Exchange

COVID-19 – Coronavirus Disease 2019

DJIA – Dow Jones Industrial Average

EGARCH – Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity

EUA – Estados Unidos da América

GARCH – Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity

HSI – Hang Seng Index

i.i.d - Independent and identical distribution

IVI – Índice de Volatilidade Implícita

KPSS – Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin

OMS – Organização Mundial de Saúde

S&P 100 – Standard & Poor's 100 Index

S&P 500 – Standard & Poor's 500

UE – União Europeia

VHSI – HSI Volatility Index

VIX – CBOE Volatility Index

VSTOXX – STOXX 50 Volatility Index

VXO – CBOE S&P 100 Volatility Index

1. Introdução

A volatilidade apresenta-se como uma fonte de informação de grande importância na tomada de decisão por parte dos investidores. Define-se como uma medida de avaliação da dispersão dos preços de um ativo em relação à média do mesmo, sendo que quanto maior for a variação apurada, maior a volatilidade associada.

Dada a importância deste instrumento nos mercados financeiros, foram ao longo do tempo desenvolvidos vários modelos econométricos com o objetivo de modelar a volatilidade e de a tornar numa ferramenta de previsão da variação dos preços. Assim, a volatilidade deixou de ser uma fonte de informação limitada à avaliação retrospectiva de valores passados que dificilmente se voltarão a repetir, evoluindo para uma análise previsional do que podemos esperar no futuro próximo nos mercados financeiros, sendo assim uma peça determinante na tomada de decisão e uma reflexão do sentimento do mercado.

Com o desenvolvimento do conceito de volatilidade implícita, surgiram índices associados à mesma. O principal objetivo destes índices passa por serem uma fonte de informação quanto ao nível de confiança dos investidores nos mercados financeiros.

Os mercados financeiros apresentam-se como um universo extremamente frágil, dado que são facilmente impactados por notícias, quer sejam estas positivas ou negativas, associadas ao sistema financeiro e económico ou não.

Com a consideração de que os mercados financeiros sofrem diretamente com choques exógenos em mente, podemos introduzir uma das piores crises mundiais da história recente da humanidade: a crise do coronavírus (COVID-19). No início de 2020, a sociedade testemunhou o nascimento e crescimento de uma pandemia que viria a alterar completamente os nossos hábitos e políticas. O aumento abrupto do número de casos e de mortes levou à declaração da COVID-19 como uma pandemia mundial, resultando assim em medidas e restrições de circulação, crescimento na taxa de desemprego e desencadeando mecanismos de apoio financeiro a empresas e população.

Todos estes fatores traduziram-se num grande impacto nos mercados financeiros, registando-se um crescimento acentuado na incerteza e ansiedade, fazendo disparar os índices de volatilidade e afundando os índices de ações.

Estas noções tornam a análise do efeito da volatilidade implícita nos mercados financeiros em tempos de pandemia de extrema importância, sendo esse o foco desta dissertação: perceber o

impacto da COVID-19 nos índices de volatilidade implícita, nomeadamente no CBOE Volatility Index (VIX), STOXX 50 Volatility Index (VSTOXX) e HSI Volatility Index (VHSI), quando comparado com o período em que a COVID-19 ainda não era uma realidade. Para estimar este impacto, recorreu-se a um modelo econométrico EGARCH.

O VIX tem por base opções subscritas no índice S&P 500, que se trata de um mercado de ações composto pelos ativos de 500 empresas americanas. O VSTOXX apresenta a volatilidade de um conjunto de ações da zona euro, sendo composto pelas ações das 50 maiores empresas da zona euro que estejam integradas no índice de ações Euro Stoxx 50. Por último, o VHSI trata-se do índice que mensura a volatilidade da bolsa de valores de Hong Kong, constituída por 66 empresas.

1.1. Objetivos e hipóteses de investigação

Como mencionado anteriormente, o objetivo desta dissertação passa por estimar o impacto da COVID-19 nos índices de volatilidade VIX, VSTOXX e VHSI.

Para tal, foram desenvolvidas três hipóteses de investigação:

Hipótese 1: Entre 30/01/2020 (OMS declara emergência de saúde pública de interesse internacional) e 11/03/2020 (OMS declara COVID-19 uma pandemia), a COVID-19 terá um impacto significativo e negativo nos índices de volatilidade em análise quando comparado com o período anterior (01/01/2018 - 29/01/2020), que será designado como período “pré COVID-19”.

Hipótese 2: Entre 11/03/2020 (OMS declara COVID-19 uma pandemia) e 14/12/2020 (primeira vacina administrada nos EUA), haverá um impacto da COVID-19 significativo e negativo nos índices em análise quando comparado com o período “pré COVID-19” e superior ao registado na *hipótese 1*.

Hipótese 3: Entre 14/12/2020 (primeira vacina administrada nos EUA) e 31/12/2021 (fim da base de dados), os índices de volatilidade não irão revelar qualquer impacto significativamente negativo quando comparado com o período estabelecido como “pré COVID-19”.

1.2. Estrutura da dissertação

A presente dissertação está dividida em 5 capítulos principais, sendo que cada um engloba vários subtemas.

No capítulo 1 contextualizam-se os temas relevantes à realização deste trabalho, demonstrando a relevância do estudo e os objetivos e hipóteses de investigação do mesmo, descrevendo-se ainda a estrutura da dissertação.

No capítulo 2 realiza-se a revisão da literatura. Analisamos as várias crises sanitárias ou financeiras e o impacto que estas revelaram nos mercados financeiros, desenvolvendo também considerações relacionadas com os potenciais riscos da atual pandemia e impactos observados nos mercados de ações mundiais. Depois, debruçamo-nos sobre o conceito de volatilidade e os seus vários tipos, finalizando o capítulo com uma abordagem aos índices estudados neste trabalho.

No capítulo 3 alongamos as hipóteses de investigação já mencionadas, com o objetivo de clarificar o raciocínio para a escolha das séries temporais e justificamos a razão para a escolha de índices de volatilidade implícita na realização deste estudo. Descrevemos ainda os dados utilizados nesta investigação e uma análise aos modelos econométricos de modelação da volatilidade condicionada.

No capítulo 4 iremos apresentar o estudo da estatística descritiva para os três índices em análise, efetuar a validação de pressupostos do modelo EGARCH(p,q) e, por fim, a estimação do próprio modelo. Apresenta-se ainda uma breve síntese do capítulo e dos resultados obtidos.

No capítulo 5 procedemos à conclusão do estudo, apresentando as respostas às hipóteses de investigação, elaborando ainda algumas limitações sentidas ao longo da realização do trabalho.

2. Revisão da literatura

2.1. Crises passadas e impacto nos mercados financeiros

Em 2019 foi confirmado o primeiro caso de COVID-19 em Wuhan, China. Por esta altura, poucos antecipavam o potencial perigo deste vírus e da inesperada catástrofe que viria a causar. Volvidos mais de dois anos e o mundo como o conhecíamos mudou radicalmente devido à dimensão da pandemia, no entanto, poucos imaginavam o potencial de um vírus que acabou por matar mais de seis milhões de pessoas no mundo inteiro (dados da OMS), causando uma grande agitação não só na economia mundial (Baldwin e Tomiura, 2020) mas também nos mercados financeiros (Cao, Li, Liu, & Woo, 2021).

A verdade é que esta não foi a primeira crise sanitária a impactar o mundo, no entanto, esta pandemia revelou um impacto sem precedentes, alterando completamente algo tão básico como os nossos hábitos, interações sociais ou o trabalho em escritório. Algo como máscaras ou álcool gel tornaram-se em bens utilizados diariamente por toda a gente. Porém, não foram só os nossos hábitos que sofreram alterações devido ao vírus. A COVID-19 apresentou repercussões inéditas na economia e mercados financeiros mundiais.

Deve-se ter algum cuidado quando se compara o mercado de hoje com o de crises ocorridas há quase cem anos, uma vez que o mundo hoje é completamente diferente devido às diferenças tecnológicas, demográficas e na medicina, mas é possível realizar-se uma comparação (Sireklove, 2020).

Baker, Bloom, Davis, Kost, Sammon e Viratyosin (2020), analisando os retornos históricos do índice S&P 500, apurou que nenhum outro surto sanitário afetou o mercado de ações como a COVID-19, uma vez que tanto a gripe espanhola, que em 1918 apresentou uma taxa de mortalidade de 2%, como as pandemias Influenza (1957 e 1968), com uma taxa de mortalidade três vezes superior às apresentadas pela COVID-19, não apresentaram impactos significativos nos mercados financeiros, não se registando declínios nos mercados superiores a 10%.

Existem várias razões que ajudam a explicar este maior impacto da COVID-19, não se prendendo, no entanto, com a letalidade do vírus, uma vez que a taxa de mortalidade da COVID-19 é inferior às das duas gripes já mencionadas.

A razão mais óbvia prende-se com o facto de hoje vivermos num mundo mais globalizado, sendo que é mais fácil o transporte de pessoas e mercadorias. Isto permite a fácil propagação do vírus pelo globo, algo que antes não era tão fácil uma vez que a grande maioria das viagens era apenas em trabalho e, portanto, estes surtos acabavam por ser algo com um grande impacto

localizado, mas que dificilmente apresentava a mesma importância fora do local de origem. Tal como mencionado, hoje também as mercadorias são transportadas internacionalmente com muita maior facilidade, o que nos leva a questionar se a redução nesse fluxo de transporte e a ameaça às cadeias de abastecimento internacionais não foram também uma das razões para o impacto nos mercados financeiros. Aqui sobressai também uma característica distinta desta crise, um choque em simultâneo na oferta, que se ressentiu da quebra das cadeias de abastecimento, e na procura, reflexo da diminuição do rendimento disponível, aumento do desemprego e alterações dos padrões e hábitos de compra (Coelho e Gonçalves, 2021).

Para além disto, vivemos num mundo em que os meios de comunicação conseguem cobrir com muito mais facilidade informações e atualizações sobre o estado da pandemia, com novidades diárias do mundo inteiro. Como é sabido, o mercado financeiro é extremamente volátil, especialmente às más notícias, pelo que é previsível que notícias relativamente à propagação do vírus para o resto do mundo e o aumento do número de casos e mortes tenha contribuído para perturbar os mercados.

Outra razão prende-se com as medidas e políticas adotadas pelos governos, que fazem com que as empresas realizem grandes alterações na sua atividade e estrutura económica, como o encerramento obrigatório das empresas ou alteração para um regime em teletrabalho, o que pode ter tido um impacto na valorização das suas ações.

Em sintonia com tudo o que já foi mencionado, Barro, Ursúa e Weng (2020) analisaram o impacto da pandemia influenza nos retornos das ações de 27 países e concluíram que, apesar de se ter registado um impacto negativo, o mesmo não é significativo. Lembrando ainda que nesta época o mundo não atravessava apenas uma crise sanitária, mas também vivia o final e o rescaldo da primeira guerra mundial, o que poderá ter causado uma perturbação acrescida tanto na economia como os mercados financeiros.

Numa análise mais recente, Schella, Wanga e Huynh (2020) identificaram seis emergências de saúde pública de âmbito internacional declaradas pela OMS desde 2009: H1N1, mais conhecido como gripe suína (2009); surto de Poliovírus e Ébola no oeste africano em 2014; vírus Zika em 2016; um novo surto de Ébola em 2019; e o mais recente surto de COVID-19 (2020). Os autores examinaram 26 índices de mercados de ações, avaliando o impacto de cada emergência nos vários índices, concluindo que nenhuma teve o impacto da COVID-19 nos vários mercados.

Também Goodell (2020) analisou os efeitos sem precedentes da atual pandemia na economia, referindo ainda que a COVID-19 irá ter um impacto financeiro nas empresas e custos de capital a longo a longo prazo.

Contudo, fará sentido não fazer apenas menção a crises sanitárias passadas, uma vez que estas não são as únicas com potencial para perturbar os mercados financeiros. De facto, não é a primeira vez que assistimos a crises mundiais financeiras. Nos últimos trinta anos conseguimos apurar quatro crises que assolaram o estado económico e financeiro do mundo: a crise da dívida asiática (1997), causada pela depreciação significativa do thai baht e o consequente impacto no sistema financeiro (Wade, 1998); a crise do Dot-com nos Estados Unidos da América (EUA) (1999), causada pela rápida valorização dos stocks de empresas baseadas na internet, registando-se depois uma queda acentuada na cotação destes títulos, a qual se alastrou aos restantes segmentos dos mercados acionistas (Morris e Alam, 2012 e Coelho e Oliveira, 2015); a crise financeira global do “subprime” em 2008, que devido a uma fraca política monetária refletiu-se numa forte recessão (Allen e Carletti, 2010); e por último a recessão originada na Grécia (2010), derivada da crise financeira global e da revelação pública de processos de desorçamentação na Grécia e caracterizada pelo abrandamento acentuado da atividade económica, consequente aumento do desemprego e redução no rendimento disponível das famílias (Rady, 2012 e Coelho e Oliveira, 2015).

É também possível mencionar uma tragédia que levou a sérias consequências nos mercados financeiros, o atentado terrorista de 11 de setembro de 2001. Na primeira semana após o ocorrido, o S&P 500 revelou uma perda superior a 14%. Nikkinen e Vähäma (2010), confirmaram, recorrendo aos índices VIX e VSTOXX, que a incerteza dos mercados de ações é afetada por ataques terroristas.

Com tudo o que já foi analisado, podemos concluir que existe uma vasta literatura sobre crises passadas, no entanto, mesmo tendo já vivido pandemias que mataram milhões de pessoas e por crises financeiras que causaram um colapso económico e financeiro, o mundo nunca tinha presenciado a conjugação dos dois e, por esta razão, não estava pronto para o que viria a ser a COVID-19 (Jabeen, Farhan, Zaka, Fiaz e Farasat, 2022). Assim, as documentações sobre as passadas crises foram insuficientes para antecipar e minimizar o impacto da COVID-19, dado que a dimensão do fenómeno tornou impossível a previsão eficaz das consequências económicas. Dada a novidade que foi a COVID-19, o recurso para combater as mazelas na economia acrescidas pelo vírus teve de passar pela aquisição de novos conhecimentos e informações dia após dia, o que acabava por tornar a antecipação da situação uma possibilidade remota (Lyócsa & Molnár, 2020).

2.2. Impacto da COVID-19 nos mercados financeiros

A crise pandémica, contrariamente a crises financeiras anteriores, não é resultado de ajustamentos violentos derivados de tensões nos mecanismos de funcionamento da economia e dos mercados, mas sim de acontecimentos exógenos ao sistema económico e financeiro.

Os riscos e consequências associadas à COVID-19 geraram disrupções nos mercados financeiros mundiais sem paralelo na história da humanidade. Coelho (2020) refere que os mercados financeiros foram os primeiros a reagir ao surto de COVID-19, assinalando-se quedas acentuadas nos índices acionistas e subidas dos índices de volatilidade para valores nunca vistos.

Os riscos associados à COVID-19 são bastante diferenciados dos riscos associados a uma crise financeira como a crise do subprime. São distintos na forma em que os riscos de uma pandemia são exógenos, uma vez que não resultam de desequilíbrios económicos ou financeiros pré-existentes, e incertos, pois os desenvolvimentos não dependem de fatores económicos (Borio, 2020). Os mercados financeiros acabam por ser um exemplo da complexidade da nossa sociedade, uma vez que notícias externas e incontrolláveis se apresentam como perturbações para a estabilidade do mercado. Quase que como numa reação em cadeia, o investidor reage a novos acontecimentos e informações da sociedade e através de interações e mecanismos económicos acaba por afetar os mercados de ações, tornando os mesmos imprevisíveis e incrivelmente voláteis. Em sintonia com o que foi escrito, Wagner (2020) afirma que os mercados de ações, particularmente em momentos de crise, são a componente mais incerta de todos os mercados financeiros, tornando-se difíceis de prever.

Heyden e Heyden (2020) defendem que o anúncio de medidas políticas fiscais têm um forte impacto nos mercados de ações e que, ao contrário das medidas monetárias, as políticas orçamentais contribuem para a incerteza dos investidores. Zhang, Ding e Scheffel (2018), também concluíram que a volatilidade nos mercados chineses é afetada por políticas governamentais.

Igwe (2020) explicou que as limitações sociais e económicas impostas para conter a propagação do vírus iriam trazer uma forte possibilidade de se registar um impacto negativo inicial nos mercados. O encerramento de atividade de empresas, medidas de distanciamento social ou limitação de circulação iriam resultar numa menor atividade económica e, conseqüentemente, menos consumo, salários por pagar e menor oferta de bens e serviços, o que poderá levar a uma recessão económica e financeira.

O *crash* dos mercados de ações em março de 2020 foi apelidado como uma das maiores quedas nos mercados globais de equidade na história financeira e o *crash* mais devastador desde o de

Wall Street em 1929 (Khan, Huawei, Zhang, Yang, Shah e Jahanger, 2020; Ngwakwe, 2020; Şenol e Zeren, 2020).

Shehzad, Xiaoxing e Kazouz (2020) abordaram o impacto da COVID-19 nos retornos dos mercados de ações dos EUA, Alemanha, Itália, Japão e China, recorrendo a um modelo GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity). Através dos resultados obtidos, conseguiram confirmar que os mercados são afetados pela COVID-19, sendo que os mercados americanos e europeus são mais afetados que os mercados asiáticos. Num estudo que envolveu os EUA, Europa, Ásia e Austrália, Papadamou, Fassas, Kenourgios e Dimitriou (2020) verificaram que o aumento de pesquisas sobre a COVID-19 tem influência no aumento da volatilidade, destacando então que estes impactos são maiores na Europa do que no resto do mundo.

O alvoroço social e económico associado à pandemia teve graves repercussões nos mercados financeiros. No dia 24 de fevereiro de 2020 assistiu-se a uma grande queda nos mercados de ações em consequência do aumento significativo do número de casos de COVID-19 fora da China, país de origem do vírus. A 28 de fevereiro de 2020, os mercados financeiros do mundo registaram perdas recorde no preço das suas ações, não havendo registo de um declínio semelhante desde a crise financeira de 2008. Em março ocorreu um dos choques mais dramáticos na história dos mercados de ações, com o Dow Jones Industrial Average (DJIA) a afundar cerca de 26%, registando neste período o segundo pior dia de sempre do DJIA. No dia 16 de março, o VIX ultrapassou o anterior recorde, estabelecido na crise financeira de há mais de 10 anos. A 23 de março, o S&P 500 atingiu valores mínimos, chegando aos 2.237,40, uma queda de 41% em cerca de um mês (Yilmazkuday, 2020). Três dos quinze piores dias de sempre do mercado americano ocorreram entre 9 e 16 de março (Wagner, 2020).

Em relação ao impacto de casos e mortes, Heyden e Heyden (2020), num estudo em que abordam os mercados europeus e americanos, concluem que os mercados reagem negativamente à primeira morte por covid no país, mas o anúncio do primeiro caso não revela qualquer impacto. No entanto, Ashraf (2020) e Li, Zhuang, Wang e Dong (2021) constataram, analisando um maior número de casos e mortes por COVID-19 acumulados, que os mercados financeiros apresentam uma reação mais forte aos casos confirmados de COVID-19 do que às mortes e recuperações. Grima, Özdemir, Özen e Romanova (2021) justificam esta reação com a hipótese de os índices já terem revelado uma primeira alteração devido aos casos e, assim, as mortes não repetirem o impacto. Outra justificação é que, após a divulgação do número de casos, as mortes já são esperadas, e por isso a alteração anterior nos preços reflete tanto os casos como as mortes.

Consultando os índices de volatilidade, conseguimos também perceber o impacto deste surto nos mercados. Relativamente ao índice VIX, atingiu o valor mais alto da história do índice, chegando a uns impressionantes 82,69 no dia 16 de março de 2020, reagindo com estrondo ao anúncio do então Presidente Donald Trump, que declarou a COVID-19 como uma emergência nacional e proibiu voos de cidadãos não americanos que viagem a partir da Europa. Para encontramos valores semelhantes ao mencionado, é necessário remontar a 20 de novembro de 2008, dia em que o VIX chegou 80,86, resultante da crise financeira global já antes mencionada e que colocou o mundo numa profunda recessão; quanto ao VSTOXX, também registou no dia 16 de março de 2020 o maior valor de sempre do índice, atingindo um pico estabelecido nos 85,62. Já o VHSI apresenta valores bastante diferentes. O valor mais elevado do índice no período pós-covid registou-se no mesmo dia 16, 64,80. No entanto, o valor recorde para este índice foi estabelecido em 2008, atingindo os 104,29. Estas constatações ajudam a corroborar os resultados obtidos por Shehzad, *Xiaoxing e Kazouz*. (2020), que esclareceram que os mercados financeiros americanos e europeus revelaram um maior impacto do que os asiáticos.

Convém destacar, no entanto, que os mercados financeiros não estão desde o início do surto numa recessão generalizada e que, mesmo em períodos de crise e pânico, existem vencedores e perdedores. Neste sentido, Curto e Serrasqueiro (2022), através da análise de um modelo APARCH (Asymmetric Power Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) aos setores do S&P 500, chegaram à conclusão de que nem todos os setores dos mercados financeiros americanos foram negativamente afetados pela COVID-19 e o período de maior volatilidade derivado da explosão do vírus. Os setores da tecnologia de informação, cuidados de saúde, consumo discricionário, serviços de telecomunicação, indústrias e bens essenciais foram os principais favorecidos pela alta volatilidade, enquanto o setor da energia se revela como o mais afetado.

2.3. Conceito e tipos de volatilidade

Desde o início da pandemia que um dos temas mais debatidos nos mercados financeiros é a volatilidade. Como já abordado anteriormente, é em períodos de maior incerteza e instabilidade que a volatilidade tende a disparar e, por ser um tema atual, o interesse dos investigadores em explorar a relação entre a COVID-19 e a volatilidade é grande, devido à importância de medir e prever a volatilidade para compreender o comportamento dos mercados e apoiar os investidores na sua tomada de decisão.

Ferreira (2009) define volatilidade como uma medida de dispersão dos preços dos ativos subjacentes em relação à sua média e durante um intervalo de tempo.

Kendall (1953) concluiu que os movimentos da volatilidade se comportam de maneira totalmente aleatória, no entanto, hoje sabemos que a volatilidade é afetada por um largo número de fatores, não sendo de todo uma variável fortuita. Mais tarde, Bowerman e O'Connell (1979) apresentaram uma nova visão sobre o conceito, na qual a volatilidade é vista como uma série de resíduos aleatórios ao longo de uma série de tempo, sendo que estes resíduos assumem média zero e variância uniforme. Grossman e Shiller (1981) e Porteba e Summers (1986) também se debruçaram sobre este tema, demonstrando que as cotações de uma empresa não refletem o seu valor fundamental, evidenciando assim a influência da volatilidade no comportamento dos mercados.

A volatilidade é geralmente utilizada de maneira a quantificar o risco de deter um certo ativo. Não sendo uma variável explicitamente observável, a forma mais prática de calcular a volatilidade passa pelo cálculo do desvio padrão (σ) dos rendimentos do ativo. O desvio padrão mede os desvios em relação à média e quanto menor for, menor o risco de deter o ativo e, logicamente, quanto maior for, maior o risco.

A volatilidade pode ainda ser classificada em três tipos: histórica ou estatística, implícita e futura ou previsional.

2.3.1. Volatilidade histórica ou estatística

A forma mais simples de estimar a volatilidade passa pelo cálculo da volatilidade histórica, que consiste na estimação do desvio-padrão do rendimento dos ativos num determinado período.

A fórmula para o cálculo do desvio-padrão é dada pela seguinte expressão:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X})^2}{n-1}} \quad (2.1)$$

Sendo que,

σ = desvio-padrão;

n = número de observações;

X_t = logaritmo do quociente entre duas cotações sucessivas ($\ln P_t - \ln P_{t-1}$);

\bar{X} = média aritmética de X_t .

É importante que os dados analisados sejam recentes e que o número de observações seja grande, de maneira a tornar o valor estimado o mais preciso possível. No entanto, é necessário algum cuidado uma vez que dados muito antigos podem estar desfasados da tendência atual e tornar os resultados pouco precisos.

Tratando-se de uma análise a valores passados, está também limitada por ser uma observação retrospectiva de valores já realizados que dificilmente se voltarão a repetir.

2.3.2. Volatilidade implícita

A volatilidade implícita aplica-se aos contratos de opções, avaliando o sentimento do mercado no momento em relação às ações em análise. Baseia-se no cálculo do modelo de *Black-Scholes*, desenvolvido em 1973 por Fischer Black e Myron Scholes, que requer que o instrumento em análise tenha uma distribuição log-normal dos preços, tratando-se de um processo estocástico (Hayes, 2022).

Segundo Coelho e Oliveira (2015), o modelo de *Black-Scholes* apresenta os seguintes pressupostos: o preço do ativo subjacente tem uma evolução contínua; a taxa de juro é conhecida e constante; a variância do ativo subjacente é constante; mercado de capitais perfeitos, existindo a possibilidade de tomar posições curtas e longas nos ativos sem custos de transação.

A fórmula do modelo de *Black-Scholes* é dada pela seguinte expressão:

$$C = S_0 N(d_1) - X e^{-rT} N(d_2) \quad (2.2)$$

Sendo que,

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{S_0}{X}\right) + \left(r + \frac{\sigma^2}{2}\right)T}{\sigma\sqrt{T}};$$

$$d_2 = d_1 - \sigma\sqrt{T};$$

C = Preço da opção de Compra;

S_0 = Preço atual da ação;

X = Preço de exercício da opção;

r = Taxa de juro livre de risco;

T = Tempo até à data de maturidade da opção;

N = Distribuição normal.

Este modelo apresenta, no entanto, limitações, como por exemplo a assunção de que a volatilidade permanece constante ao longo da validade da opção.

2.3.3. Volatilidade futura ou previsional

A volatilidade futura tem em conta a incerteza do futuro e pretende captar a visão do mercado quanto à probabilidade de existirem mudanças no preço de um título, sendo por isso um instrumento difícil de estimar. Os investidores utilizam a volatilidade futura como ferramenta para projetar movimentos futuros e a oferta e procura.

2.4. Índices de Volatilidade Implícita

Em 1973 foi introduzido, pelo Chicago Board Options Exchange (CBOE), a negociação de contratos de opções. Anos depois, Gastineau (1977), desenvolveu a metodologia inicial em volta de um índice de volatilidade, conceito depois ampliado por Cox e Rubinstein (1985).

O primeiro índice de volatilidade implícita (IVI), o VIX, foi introduzido em 1993 e baseava-se, na altura, no índice S&P 100 (Standard & Poor's 100 Index). Baseado no trabalho desenvolvido por Whaley (1993), que considerou a estimação da volatilidade implícita através de índices de opções e não através de opções de mercados individuais (Siriopoulos e Fassas, 2009), o objetivo do índice consiste em medir as expectativas do mercado com base na volatilidade implícita a curto prazo dos preços das opções do mercado de ações.

Hoje, num mercado mais desenvolvido, podemos estender este objetivo com uma fonte de avaliação, refletindo os sentimentos e níveis de confiança por parte dos investidores nos mercados, revelando-se como uma ferramenta de apoio na tomada de decisão. Um IVI elevado reflete um período de maior instabilidade e receio nos mercados de ações por parte dos investidores e, no sentido inverso, um IVI baixo reflete uma maior estabilidade e confiança por parte dos investidores. Pode-se dizer então que os IVI apresentam uma correlação negativa com os índices de ações a que estão associados.

No quadro 2.1 apresentamos os tipos de sentimentos do mercado em relação aos níveis de volatilidade implícita, apresentados por Ferreira (2009).

Quadro 2.1 Níveis de Sentimentos do mercado

Nível de VI	Sentimento do mercado
05-10	Não existe ansiedade, satisfação extrema
10-15	Alguma ansiedade, mas muito pouco: grande satisfação
15-20	Pouca ansiedade, satisfação moderada
20-25	Ansiedade moderada, pouca satisfação
25-30	Ansiedade moderada, mas em crescimento
30-35	Ansiedade elevada
35-40	Ansiedade muito elevada
40-45	Ansiedade extrema
45-50	Início de pânico
50-55	Pânico moderado
55-60	Pânico instalado
60-65	Pânico intenso
+65	Pânico extremo

Fonte: Adaptado de Ferreira (2009: 389)

2.4.1. CBOE Volatility Index (VIX)

Como já foi mencionado anteriormente, o índice VIX foi introduzido em 1993, no entanto, até 2003 incidia apenas sobre as ações cotadas no índice S&P 100. Em 2003 o VIX passou a ter por base opções subscritas no índice S&P 500, medindo a volatilidade implícita do índice para os 30 dias seguintes, sendo que o índice baseado nas opções subscritas no S&P 100 passou a ser denominado por VXO. No entanto, este último foi descontinuado em agosto de 2021, uma vez que o método para calcular a volatilidade do ativo subjacente era considerado antiquado (CBOE Index Data Group).

Uma diferença entre os dois índices mencionados centra-se na forma como estimam a volatilidade implícita. O VIX estima a volatilidade implícita deduzindo o seu valor implícito através do valor das opções e, por outro lado, o VXO era calculado como uma medida ponderada da volatilidade implícita de oito opções de Compra e de Venda “*at-the-money*”, numa altura em que os mercados tinham atividade limitada e se encontravam em crescimento.

A fórmula de cálculo do VIX baseia-se na agregação dos preços ponderados de múltiplas opções de Compra e de Venda do S&P 500 numa variedade larga de preços de exercício. As opções qualificadas para análise devem ter preços de compra e de venda diferentes de zero que representem a percepção do mercado sobre quais os preços de exercício das opções que serão atingidos pelas ações subjacentes durante o tempo restante até à data de maturidade da opção (Kuepper, 2022).

O VIX indica o nível de medo ou stress no mercado de ações, sendo conhecido como “índice do medo”. Assim, entende-se que quanto maior for o VIX, maior o nível de medo e incerteza no mercado por parte dos investidores. Como apresentado no quadro 2.1 níveis acima de 30 representam um sentimento de ansiedade elevada e descontentamento por parte dos investidores e acima de 50 de pânico.

2.4.2. STOXX 50 Volatility Index (VSTOXX)

Introduzido em abril de 2005, o VSTOXX apresenta a volatilidade implícita de um conjunto de ações da zona euro, o Euro STOXX 50, sendo reconhecido como a referência da volatilidade na Europa. Este índice é composto pelas ações das 50 maiores empresas da zona euro, escolhidas automaticamente pela sua capitalização de mercado a partir do Euro STOXX. Atualmente, o Euro STOXX 50 é composto por ações de empresas de França, Alemanha, Países Baixos, Espanha, Itália, Irlanda, Bélgica e Finlândia.

De forma semelhante ao VIX, o VSTOXX é estimado não através de uma análise das opções de Compra e Venda “at-the-money”, mas sim através de um largo número de opções a uma determinada data de maturidade da opção. Outra semelhança reside na integração de opções que, aos olhos do mercado, se espera que vejam os seus preços de exercício serem atingidos. A estimativa da volatilidade do índice engloba todas as opções que se enquadrem nos requisitos mencionados.

2.4.3. HSI Volatility Index (VHSI)

O índice VHSI trata-se de um indicador da volatilidade do Hang Seng Index (HSI), o índice da bolsa de valores Hong Kong e o terceiro maior mercado de ações da Ásia, sendo então a principal referência relativa ao sentimento de mercado por parte dos investidores.

Lançado em fevereiro de 2011, o VHSI segue a mesma metodologia do VIX, adaptando-se às características próprias do mercado de ações de Hong Kong, estimando a volatilidade implícita e as expectativas do mercado a 30 dias do preço de opções “near-term” e de opções “next-term” (Hang Seng Indexes Company, 2017).

3. Metodologia

3.1. Estratégia empírica

Neste capítulo pretende-se descrever, primeiro, as três hipóteses de investigação, esclarecendo o raciocínio para a escolha das séries temporais e as datas-chaves de cada uma, e depois a lógica para a escolha dos três índices em análise, para que sejam claras as razões para terem sido feitas estas escolhas na realização deste estudo.

Nos últimos dois anos o impacto da COVID-19 nos mercados financeiros e os níveis de volatilidade não foram sempre os mesmos. Tal como a sociedade, os investidores e os mercados adaptaram-se e aprenderam a viver com a COVID-19, registando períodos de maior ou maior incerteza à medida que novos eventos marcavam a atualidade. Presenciamos quarentenas, desenvolvimentos de vacinas, planos e pacotes económicos de apoio à sociedade, novas vagas e variantes da COVID-19, entre outros fatores que fizeram a volatilidade sofrer muitas alterações.

Assim, faz sentido fazer a delimitação de períodos em que se espera que o impacto da COVID-19 na volatilidade tenha sido mais ou menos acentuado. Para a definição destes períodos, foram recolhidos os eventos-chave desde 31 de dezembro de 2019, dia em que foi registado o primeiro caso de COVID-19 no mundo em Wuhan, China, e escolhidos eventos universais para que seja possível utilizar as mesmas séries temporais para todos os índices. A única exceção é feita na data que encerra a série temporal da hipótese 2, optando-se por escolher a data da primeira vacina administrada nos EUA dada a dificuldade em encontrar uma referência relacionada com a vacinação que se aplicasse aos três índices em análise.

Hipótese 1: Entre 30 de janeiro de 2020 (OMS declara emergência de saúde pública de interesse internacional) e 11 de março de 2020 (OMS declara COVID-19 uma pandemia), a COVID-19 terá um impacto significativo e negativo nos índices de volatilidade em análise quando comparado com o período anterior (01 de janeiro de 2018 – 29 de janeiro de 2020), que será designado como período “pré-COVID-19”.

Esta série temporal está apresentada na figura 3.1 e será definida como Evento 1, que detalha os principais eventos durante o período. É esperado que o crescente número de casos, a primeira morte confirmada por COVID-19 e os comunicados realizados pela OMS tenham feito soar os alarmes dos investidores.

Hipótese 2: Entre 12 de março de 2020 (OMS declara COVID-19 uma pandemia) e 14 de dezembro de 2020 (primeira vacina administrada nos EUA), haverá um impacto da COVID-19

significativo e negativo nos índices em análise quando comparado com o período “pré-COVID-19” e superior ao registado em H1.

Definida como Evento 2 e apresentada na figura 3.2, nesta série temporal prevemos que a COVID-19 terá um impacto superior ao registado na hipótese 1. Tal como analisado no capítulo anterior, os rápidos desenvolvimentos do vírus causaram uma grande perturbação nos mercados financeiros durante os meses de fevereiro e março. A juntar a isso, é neste período que se registam quarentenas e novas vagas, o que irá contribuir para a instabilidade dos mercados ao longo do período. Registaram-se nesta série temporal várias medidas de apoio à economia mundial, mas espera-se que não tenha sido suficiente para anular os efeitos da pandemia.

Hipótese 3: Entre 15 de dezembro de 2020 (primeira vacina administrada nos EUA) e 31 de dezembro de 2021 (fim da base de dados), os índices de volatilidade não irão revelar qualquer impacto significativamente negativo quando comparado com o período estabelecido como “pré-COVID-19”.

Os eventos relativos a esta série temporal aparecem destacados na figura 3.3. Com o aumento do número de vacinados, a provada eficácia das vacinas e o alívio de restrições, é esperado que os mercados recuperem e que não sejam afetados pela COVID-19. Esta série temporal será definida como Evento 3.

Em relação aos índices, optou-se por fazer um estudo aos índices de volatilidade uma vez que, tal como analisado no capítulo 1.2, existe já uma vasta literatura abordando a relação entre a COVID-19 e os principais índices de ações mundiais, mas, o impacto da COVID-19 nos índices de volatilidade não é um tema ainda muito explorado, sendo este o primeiro trabalho que investiga este impacto no CBOE Volatility Index (VIX), STOXX 50 Volatility Index (VSTOXX) e HSI Volatility Index (VHSI).

Figura 3.1 Evento 1: Datas chave desde a OMS declarar o surto de coronavírus como uma emergência de saúde pública de interesse internacional até à OMS caracterizar o surto como uma pandemia

Data	Evento
31 de dezembro de 2019	Casos de pneumonia detetados em Wuhan, China
21 de janeiro de 2020	Estados Unidos e Hong Kong confirmam o seu primeiro caso no estado de Washington
23 de janeiro de 2020	OMS reúne e decide não declarar o surto como uma emergência de saúde pública de interesse internacional
24 de janeiro de 2020	França confirma o seu primeiro e segundo caso
27 de janeiro de 2020	Alemanha confirma o seu primeiro caso
28 de janeiro de 2020	Hong Kong anuncia o fecho parcial das suas fronteiras com a China. Estados Unidos evacuam os seus cidadãos de Wuhan.
29 de janeiro de 2020	Finlândia confirma o seu primeiro caso
30 de janeiro de 2020	OMS declara o surto de coronavírus como uma emergência de saúde pública de interesse internacional
31 de janeiro de 2020	Itália confirma o seu primeiro caso
3 de fevereiro de 2020	Ministros da saúde de países do G7 concordam em coordenar as suas respostas ao surto
4 de fevereiro de 2020	Bélgica confirma o seu primeiro caso.
23 de fevereiro de 2020	Itália aprova medidas de emergência para prevenir a propagação da COVID-19
24 de fevereiro de 2020	Mercados de ações afundam depois de aumentos significativos no número de casos e mortes confirmados fora da China durante o fim de semana
27 de fevereiro de 2020	Países Baixos confirmam o seu primeiro caso
10 de março de 2020	Reportados casos de COVID-19 em todos os estados-membros da UE
11 de março de 2020	OMS caracteriza o surto de coronavírus como uma pandemia

Fonte: <https://www.thinkglobalhealth.org/article/updated-timeline-coronavirus>

Figura 3.2 Evento 2: Datas chaves desde a OMS caracterizar o surto como uma pandemia até à primeira vacina administrada nos EUA

Data	Evento
13 de março de 2020	OMS declara a Europa como o novo epicentro do surto. Presidente dos EUA Donald Trump declara estado de emergência nacional
20 de março de 2020	Ações americanas encerram a sua pior semana desde a crise financeira de 2008
26 de março de 2020	Senado americano aprova pacote económico de 2 triliões \$
22 de abril de 2020	Alemanha aprova primeiros testes para uma vacina
24 de junho de 2020	Estados Unidos reportam o maior número total de novos casos diários de coronavírus
14 de julho de 2020	Moderna, a primeira potencial vacina testada em humanos, apresenta uma resposta positiva à imunidade
20 de julho de 2020	UE negocia um pacote económico de 859 biliões \$
2 de setembro de 2020	Casos de covid na Europa estão quase de volta aos níveis de março
28 de setembro de 2020	Mortes mundiais por COVID-19 ultrapassam um milhão
29 de setembro de 2020	Vacina Moderna mostra uma segurança aceitável
9 de novembro de 2020	Pfizer e BioNTech anunciam que vacina apresenta 90% de eficácia a prevenir a COVID-19 em participantes sem evidência anterior de infeção
14 de dezembro de 2020	EUA administram a primeira vacina contra a COVID-19

Fonte: <https://www.thinkglobalhealth.org/article/updated-timeline-coronavirus>

Figura 3.3 Evento 3: Datas relevantes após a primeira vacina administrada nos EUA

Data	Evento
21 de dezembro de 2020	UE aprova a vacina Pfizer-BioNTech
19 de janeiro de 2021	UE anuncia objetivo de vacinar pelo menos 70% dos adultos até ao verão de 2021
2 de março de 2021	França aprova vacina AstraZeneca para pessoas com mais de 65 anos
4 de março de 2021	Alemanha aprova vacina AstraZeneca
12 de março de 2021	OMS aprova a vacina Johnson & Johnson para uso emergencial
30 de abril de 2021	OMS aprova a vacina Moderna para uso emergencial
19 de maio de 2021	UE concorda em abrir as fronteiras a cidadãos dos EUA vacinados
1 de junho de 2021	OMS aprova a vacina Sinovac para uso emergencial
3 de junho de 2021	Presidente dos EUA Joe Biden anuncia objetivo de vacinar 70% dos americanos com pelo menos uma dose até 4 de julho de 2021
18 de junho de 2021	OMS anuncia que é provável que a variante Delta se torne dominante no mundo
29 de junho de 2021	UE alcança os 60% de adultos vacinados com pelo menos uma dose e 41% completamente vacinados
2 de agosto de 2021	EUA alcançam os 70% de vacinados
11 de agosto de 2021	OMS recomenda dose de reforço para o coronavírus para pessoas imunocomprometidas e uma terceira dose para pessoas com mais de 60 anos e que receberam a vacina Sinopharm e Sinovac
15 de outubro de 2021	EUA anunciam levantamento de restrições para viajantes vacinados a partir de 8 de novembro de 2021
26 de novembro de 2021	OMS classifica variante Omicron como uma preocupação

Fonte: <https://www.thinkglobalhealth.org/article/updated-timeline-coronavirus>

3.2. Dados

Nesta dissertação, serão utilizados os valores de fecho diário dos índices de volatilidade em análise (VIX, VSTOXX e VHSD). A recolha dos dados históricos foi feita no site Investing.com, sendo que a base de dados tem início no dia 1 de janeiro de 2018 e termina no dia 31 de dezembro de 2021.

São considerados na recolha de dados os cinco dias úteis por semana, sendo que se registaram diferenças no número de observações recolhidas para cada índice uma vez que o número de

dias úteis não cotados devido a, por exemplo, celebrações de feriados como o dia 25 de dezembro, dia 1 de janeiro, entre outros, difere para cada região sobre a qual incidem os índices.

A análise foi feita através do software informático StataMP, versão 17.0.

3.3. Modelação da volatilidade condicionada

Engle (1982) foi o primeiro a estudar a modelação da volatilidade, desenvolvendo o modelo ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) com o intuito de explicar o comportamento da volatilidade, um modelo de heterocedasticidade condicionada. Segundo Ferreira (2009), este modelo pretende prever a volatilidade, apreendendo os factos que revelam maior impacto sobre a volatilidade dos rendimentos, como o impacto das boas e más notícias e a interferência de variáveis exógenas.

Após Engle, outros investigadores desenvolveram derivações do modelo ARCH. O primeiro foi Bollerslev (1986), que surgiu com o modelo GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity), que incorpora a variância condicional, sendo a principal vantagem a possibilidade de estimar a volatilidade com menos parâmetros do que um modelo ARCH. O modelo EGARCH (Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity), publicado por Nelson (1991), trata-se de um dos primeiros modelos GARCH assimétricos desenvolvidos e é o modelo em análise nesta dissertação.

3.3.1. Modelos ARCH

Engle (1982) construiu o modelo ARCH partindo dos pressupostos de que a variabilidade das séries financeiras seja constante e não autocorrelacionada e de que a volatilidade é previsível e depende do fator tempo, existindo então a possibilidade de construir um modelo com variância condicionada.

A fórmula do modelo ARCH é dada pela seguinte expressão:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-1}^2 \quad (3.1)$$

Sendo que,

$$u_t = \varepsilon_t \sigma_t;$$

α_0 = valor constante;

α_i = parâmetros do modelo;

$$E[\varepsilon_t] = 0;$$

$$\text{Var}[\varepsilon_t] = 1;$$

$$\text{Cov}[\varepsilon_t; u_{t-i}] = 0.$$

Com,

ε_t : i.i.d e independente de u_{t-1} ($i \in \mathbb{Z}$);

os parâmetros α_i têm de satisfazer um conjunto de condições de forma a assegurar que a variância não condicionada é finita ($\alpha_0 > 0$ e $\alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, q$).

No entanto, este modelo apresenta algumas limitações e por essa razão passou a ser pouco utilizado na última década, Brooks (2002) enumera algumas razões:

- Dificuldade em definir o número de *lags* dos resíduos quadrados do modelo.
- O número de *lags* dos erros quadrados necessários para capturar a dependência na variância condicional pode ser muito grande.
- A restrição de não negatividade pode ser infringida, pois quanto maior for o número de parâmetros incluídos na equação da variância condicional, maior a possibilidade de alguns desses parâmetros apresentarem valores estimados negativos.
- Trata-se de um modelo simétrico, isto é, assume que os choques positivos e negativos têm igual impacto sobre a volatilidade, não conseguindo representar de forma eficaz o *leverage effect*.

Mais tarde estes problemas foram ultrapassados, através do desenvolvimento teórico e empírico do modelo, chegando-se aos comumente utilizados modelos GARCH.

3.3.2. Modelo GARCH

Desenvolvidos por Bollerslev (1986) e Taylor (1986), os modelos GARCH possibilitam que a variância condicional seja dependente de *lags* anteriores próprios. Andersen, Bollerslev, Christoffersen e Diebold (2006) e Brooks e Rew (2022), mencionam que os modelos GARCH são hoje a principal ferramenta para modelar e prever a volatilidade, uma vez que têm mostrado ser a fonte mais confiável de resultados.

A fórmula do modelo GARCH é dada pela seguinte expressão:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (3.2)$$

Sendo que,

$$\sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-1}^2 = \text{componente ARCH de ordem } q;$$

$$\sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 = \text{componente GARCH de ordem } p.$$

E,

Para garantir que $\sigma_t^2 > 0$, $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, ($i = 1, \dots, s$) e ($j = 1, \dots, r$).

Também os modelos GARCH apresentam limitações. Dritsaki (2017) destaca:

- Estrutura assimétrica do modelo gera distribuições enviesadas;
- Não negatividade dos parâmetros de maneira a garantir a positividade da variância condicional;
- Só analisa a dimensão da variância condicional, não diferenciando o impacto das boas e das más notícias.

Estes problemas são ultrapassados através da utilização de um modelo derivado do GARCH, o modelo EGARCH, que irá ultrapassar a incapacidade dos modelos originais em analisar o impacto assimétrico dos retornos sobre a modelagem das séries financeiras.

3.3.3. Modelo EGARCH

Nelson (1991) apresentou o modelo EGARCH que possibilita ultrapassar o problema dos modelos GARCH necessitarem de muitas restrições nos seus parâmetros de forma a garantir a positividade da variância condicionada e de maneira a conseguir apresentar uma resposta assimétrica a variações positivas ou negativas.

A fórmula do modelo EGARCH é dada pela seguinte expressão:

$$\ln \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \ln \sigma_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \left(\frac{|\mu_{t-i}|}{\sigma_{t-i}} \right) + \sum_{i=1}^p \gamma_i \left(\frac{|\mu_{t-i}|}{\sigma_{t-i}} \right) \quad (3.3)$$

Sendo que,

σ_t^2 = variância condicionada em t;

$\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$ = parâmetros do modelo;

μ_{t-i} = erro observado em t - i;

σ_{t-i}^2 = desvio padrão observado em $t - i$.

Este modelo apresenta várias vantagens quando comparado com um puro modelo GARCH (Brooks, 2002):

- Dado que $\log \sigma_t^2$ é modelado, mesmo que os parâmetros sejam negativos, σ_t^2 será sempre positivo. Com isto, não existe necessidade de colocar artificialmente restrições de não negatividade nos parâmetros do modelo;
- São possíveis assimetrias na formulação do modelo, uma vez que caso a relação entre volatilidade e retornos seja negativa, γ_i será negativa, estando então presente o efeito de alavanca.

Com este último ponto em mente, podemos retirar que γ_i , que representa a influência das observações passadas, reflete o efeito assimétrico, diferenciando então o impacto das boas notícias e das más notícias na volatilidade futura.

Desta forma:

- $\gamma=0$, o impacto na volatilidade futura de um choque positivo ou negativo de igual amplitude será semelhante;
- $\gamma>0$, um choque positivo irá aumentar o nível de volatilidade do mercado;
- $\gamma<0$, um choque positivo irá diminuir o nível de volatilidade do mercado.

É devido a esta capacidade de identificar a presença de assimetria na volatilidade que se optou pela utilização do modelo EGARCH no presente estudo.

4. Evidências empíricas

No presente capítulo irá ser feita a demonstração da análise prática realizada para este estudo e explicação dos resultados empíricos obtidos.

De maneira que a análise e compreensão seja mais simples de abordar e compreende, este capítulo terá a seguinte divisão:

No primeiro capítulo, iremos apresentar o estudo da estatística descritiva para os três índices de volatilidade implícita;

De seguinte, é estudada a modelação da volatilidade condicionada através da validação de pressupostos necessários para que seja obtido um modelo EGARCH(p,q) cujas ordens p e q tornem a estimação do modelo válida.

Por último, efetua-se a estimação do modelo EGARCH(p,q), de maneira a verificar o efeito de assimetria. Através deste modelo espera-se que seja apresentada uma influência significativa e negativa dos acontecimentos associados à COVID-19 para as hipóteses que apresentavam essa suposição.

4.1. Estatística descritiva das rendibilidades

Antes de realizar a análise à volatilidade dos índices, vamos efetuar a análise às rendibilidades dos índices. A realização deste estudo é útil pois suporta a compreensão do comportamento dos preços para a série temporal em análise.

A rendibilidade é dada pela seguinte expressão:

$$R_t = \ln P_t - \ln P_{t-1} \quad (4.1)$$

Sendo que P_t e P_{t-1} representam as cotações no momento t e t-1, respetivamente.

Utilizando os valores de fecho diário dos índices de volatilidade recolhidos na fórmula mencionada, obtemos o valor das rendibilidades. É importante o apuramento das rendibilidades dos índices uma vez que é através das mesmas que efetuamos o estudo do modelo EGARCH.

Com estas noções em mentes, apresenta-se de seguida a análise à estatística descritiva das rendibilidades da amostra. Faz sentido realizar uma análise não só ao espectro completo da amostra, mas também para os vários períodos estabelecidos.

Assim, irá ser feita, em primeiro lugar, uma análise à amostra como um todo e, depois, uma análise comparativa entre o período definido como “pré COVID-19” e o período seguinte, em

que a COVID-19 passou a ser uma realidade, para que seja possível retirar algumas indicações iniciais em relação a possíveis diferenças registradas nos resultados.

A tabela 4.1 apresenta os resultados obtidos para os três índices considerando toda a amostra recolhida.

Tabela 4.1 Medidas de estatística descritiva das rendibilidades diárias dos índices VIX, VSTOXX e VHSI no período de 1 de janeiro de 2018 a 31 de dezembro de 2021

	VIX	VSTOXX	VHSI
Mínimo	-0,266228	-0,345191	-0,293757
Máximo	0,768245	0,485663	0,412255
Média	0,000438	0,000349	0,000295
Mediana	-0,008511	-0,008017	-0,007863
Desvio-Padrão	0,088543	0,081356	0,063744
Assimetria	1,584588	1,05601	1,342806
Curtose	11,35619	7,086595	8,892252
N	1.015	1.019	989

Fonte: Resultados estimados no *software* StataMP

Todos os índices apresentam uma média muito próxima de 0, sendo que o desvio padrão apresenta o maior valor no índice VIX, 0,088543, e o menor valor no índice VHSI, 0,063744. A assimetria demonstra ser sempre positiva, com o menor valor registado no VSTOXX, 1,05601, e o maior no índice VIX, 1,584588. A curtose apresenta um valor superior a 3 para todos os índices analisados, e, tendo em conta que:

- Se Curtose > 3: A distribuição é leptocúrtica (alongada);
- Se Curtose = 3: A distribuição é mesocúrtica (normal);
- Se Curtose < 3: A distribuição é platicúrtica (achatada).

Podemos concluir que as séries contêm *fat-tails*, apresentando então uma distribuição não-normal.

A tabela 4.2 e 4.3 apresentam a estatística descritiva para, respetivamente, o período “pré COVID-19” e o período “pós COVID-19”

Tabela 4.2 Medidas de estatística descritiva das rendibilidades diárias dos índices VIX, VSTOXX e VHSI no período de 1 de janeiro de 2018 a 29 de janeiro de 2020

	VIX	VSTOXX	VHSI
Mínimo	-0,259645	-0,345191	-0,137920
Máximo	0,768245	0,470136	0,364306
Média	0,000756	0,000124	0,000724
Mediana	-0,006380	-0,006063	-0,005797
Desvio-Padrão	0,088017	0,077971	0,057078
Assimetria	1,824186	0,970916	1,351522
Curtose	14,65314	7,869471	7,341458
N	523	527	510

Fonte: Resultados estimados no *software* StataMP

Tabela 4.3 Medidas de estatística descritiva das rendibilidades diárias dos índices VIX, VSTOXX e VHSI no período de 30 de janeiro de 2020 a 31 de dezembro de 2021

	VIX	VSTOXX	VHSI
Mínimo	-0,266228	-0,204195	-0,293757
Máximo	0,480214	0,485663	0,412255
Média	0,000100	0,000589	-0,000161
Mediana	-0,010590	-0,012871	-0,009120
Desvio-Padrão	0,089188	0,084911	0,070206
Assimetria	1,339902	1,120047	1,311735
Curtose	8,021389	6,396179	9,103144
N	492	492	479

Fonte: Resultados estimados no *software* StataMP

Em relação ao período “pré COVID-19”, foram analisadas 523 observações no índice VIX, 527 no índice VSTOXX e 510 no índice VHSI. A média apresenta-se muito próxima de 0 para todos os índices, enquanto o desvio-padrão alcança o valor mais elevado no índice VIX, 0,088017, e o menor valor no índice VHSI, 0,057078. A assimetria revela-se sempre positiva, registando-se no VSTOXX o valor mais baixo, 0,970916. A curtose atinge sempre valores superiores a 3, evidenciando-se a presença de *fat tails*, não se apresentando então uma distribuição normal.

Já no período após a declaração de emergência por parte da OMS, foram analisadas 492 observações no índice VIX e VSTOXX e 479 no índice VHSI. A média volta a apresentar-se próxima de 0, com o VHSI a registar inclusive uma média negativa. O desvio-padrão tem o seu menor valor no VHSI, 0,070206, e maior no VIX, 0,089188. A assimetria é novamente sempre positiva, com o VSTOXX a registar o menor valor, 1,120047, e o VIX o maior, 1,339902. A curtose é, novamente, sempre superior a 3, indiciando então a presença de *fat tails* na amostra, não tendo uma distribuição normal.

O máximo valor na rendibilidade dos índices ocorre no período pré COVID-19, com o VIX a registar 0,768245. Este valor, registado no dia 5 de fevereiro de 2018, deveu-se à ansiedade e pânico generalizado dos investidores devido a um evidente disparo na inflação, tratando-se de

um autêntico outlier, uma vez que em mais nenhum dia se registaram valores comparáveis. O mínimo valor regista-se no VSTOXX, em -0,345191.

4.2. Modelação da volatilidade condicionada

Antes de se efetuar a estimação do modelo de volatilidade em análise, é importante que se faça antes a verificação de pressupostos fundamentais e inerentes ao modelo, uma vez que a estimação do modelo sem a validação destes pode traduzir-se num modelo cujas ordens p e q sejam inadequadas e os resultados, por consequência, inválidos.

Assim, apresenta-se de seguida a validação dos três pressupostos de um modelo EGARCH(p,q): estacionariedade, inexistência de autocorrelação e heterocedasticidade condicionada.

4.2.1. Verificação dos pressupostos

4.2.1.1. Estacionariedade

Os pioneiros na testagem de existência de estacionariedade foram Dickey e Fuller, que dão nome ao primeiro teste que iremos realizar para estudar a existência (ou não) de raízes unitárias nas séries analisadas (Dickey e Fuller, 1979). De acordo com Brooks (2002), alterações esperadas ou inesperadas nas sucessões cronológicas estacionárias irão desaparecer com o tempo, mas, no caso contrário, essas oscilações poderão permanecer ou até multiplicar-se continuamente ao longo do tempo.

A estacionariedade é tida como um dos pressupostos mais importantes dos modelos econométricos desenvolvidos na década de 70, modelos esses que caso apresentem deficiências no seu estudo podem levar a limitações e resultados inválidos.

Posto isto, opta-se por testar a estacionariedade através de dois testes. Como já referido, a execução de dois testes irá ajudar a confirmar os resultados obtidos em cada um. Foram escolhidos o já mencionado teste Augmented Dickey Fuller (ADF) e o teste Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS).

Elaborando primeiro o teste ADF, o objetivo deste teste passa por analisar a hipótese nula: a série contém raízes unitárias/a série não é estacionária; contra a hipótese alternativa: a série não contém raízes unitárias/a série é estacionária (Brooks, 2002).

Para rejeitarmos a hipótese nula, ou seja, a série ser estacionária, necessitamos que os valores estimados sejam superiores aos estabelecidos como critical values do teste ADF:

- Para um nível de significância de 1%, $|\rho| > -3,96$;

- Para um nível de significância de 5%, $|\rho| > -3,41$;
- Para um nível de significância de 10%, $|\rho| > -3,12$.

Caso este processo seja utilizado indevidamente, conduz a que exista uma rejeição da hipótese nula, e o problema aumenta à medida que se for aumentando as componentes determinísticas no modelo.

Em relação ao outro teste, o teste KPSS, desenvolvido por Kwiatkowski, Phillips, Schmidt, Shin (1992), destaca-se por inverter as hipóteses em comparação com o teste ADF. Aqui, a hipótese nula é: a série é estacionária, e a hipótese alternativa: a série é não estacionária. Tal como no teste ADF, pretendemos validar a estacionariedade da série, mas desta vez o nosso objetivo é a validação da hipótese alternativa.

Em sintonia com este cruzamento de hipóteses, a forma como vamos estudar os resultados também se inverte. Assim, necessitamos que os valores estimados sejam inferiores aos estabelecidos como *critical values* do teste KPSS:

- Para um nível de significância de 1%, $|\rho| < 0,216$.

Apresentam-se, então, os resultados obtidos da aplicação dos testes ADF e KPSS através do *software* Stata (tabela 4.4).

Tabela 4.4 Resultados obtidos para os testes ADF e KPSS para os índices VIX, VSTOXX e VHSI

Índices	Teste ADF	Teste KPSS
VIX	-35,286*	0,0129*
VSTOXX	-34,490*	0,0138*
VHSI	-32,441*	0,0131*

Notas: ** Denota um nível de significância de 5%; * Denota um nível de significância de 1%

Fonte: Resultados estimados no *software* StataMP

No que respeita ao teste ADF, dado que o valor de $|\rho|$ é superior a -3,96 para todos os índices em análise, pode-se afirmar que a série é estacionária a um nível de significância de 1%, rejeitando-se a hipótese nula, confirmando-se a hipótese alternativa de que a série apresenta estacionariedade.

Em relação ao teste KPSS, na hipótese nula a série é estacionária e, dado que o valor de $|\rho|$ é inferior a 0,216 para todos os índices, podemos aferir a estacionariedade da série, aceitando-se então a hipótese nula.

Confirma-se, desta forma, a estacionariedade das séries para os três índices, sendo então possível a aplicação dos modelos econométrico para a amostra em estudo. No entanto, serão realizados

outros testes, para a verificação de inexistência de autocorrelação e existência de heterocedasticidade condicionada.

4.2.1.2. Autocorrelação

Para a validação do pressuposto da inexistência de autocorrelação nos dados, recorreremos ao teste de Ljung-Box (Q), cuja hipótese nula é a inexistência de autocorrelação.

As tabelas 4.5 a 4.7 mostram os correlogramas das rendibilidades diárias dos índices analisados.

Tabela 4.5 Correlograma das rendibilidades diárias do índice VIX

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]			[Partial autocor]		
1	-0.1026	-0.1026	10.716	0.0011						
2	-0.0189	-0.0298	11.078	0.0039						
3	0.0059	0.0008	11.114	0.0111						
4	-0.0490	-0.0494	13.563	0.0088						
5	0.0098	-0.0004	13.661	0.0179						
6	-0.0400	-0.0420	15.301	0.0180						
7	0.0011	-0.0074	15.302	0.0323						
8	-0.0696	-0.0762	20.266	0.0094						
9	0.0512	0.0368	22.959	0.0063						
10	-0.0149	-0.0140	23.187	0.0101						
11	-0.0078	-0.0085	23.25	0.0163						
12	0.0130	0.0016	23.424	0.0243						
13	-0.0405	-0.0361	25.116	0.0223						
14	0.0016	-0.0139	25.118	0.0334						
15	0.0150	0.0143	25.351	0.0454						
16	0.0106	0.0088	25.467	0.0620						
17	0.0172	0.0224	25.774	0.0787						
18	0.0128	0.0137	25.943	0.1011						
19	-0.0051	-0.0027	25.97	0.1310						
20	-0.0435	-0.0442	27.935	0.1110						
21	-0.0082	-0.0214	28.004	0.1400						
22	-0.0118	-0.0131	28.149	0.1708						
23	-0.0350	-0.0371	29.425	0.1666						
24	0.0050	-0.0069	29.45	0.2036						
25	-0.0205	-0.0241	29.89	0.2284						
26	-0.0298	-0.0440	30.814	0.2353						
27	-0.0035	-0.0212	30.827	0.2783						
28	0.0173	0.0080	31.139	0.3109						
29	-0.0177	-0.0202	31.469	0.3437						
30	0.0063	-0.0013	31.51	0.3906						
31	-0.0415	-0.0510	33.319	0.3550						
32	0.0044	-0.0070	33.34	0.4019						
33	0.0131	0.0011	33.521	0.4420						
34	-0.0317	-0.0396	34.577	0.4402						
35	0.0231	0.0108	35.137	0.4617						
36	0.0220	0.0268	35.648	0.4852						
37	-0.0203	-0.0236	36.085	0.5118						
38	0.0394	0.0396	37.729	0.4819						
39	0.0061	0.0101	37.768	0.5260						
40	0.0145	0.0207	37.99	0.5610						

Fonte: Resultados estimados no *software* StataMP

Tabela 4.6 Correlograma das rendibilidades diárias do índice VSTOXX

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]			[Partial autocor]		
1	-0.0791	-0.0791	6.3979	0.0114						
2	0.0051	-0.0012	6.4243	0.0403						
3	-0.0101	-0.0099	6.5287	0.0885						
4	-0.0432	-0.0451	8.4444	0.0766						
5	0.0465	0.0399	10.665	0.0584						
6	-0.0422	-0.0358	12.49	0.0519						
7	-0.0042	-0.0114	12.508	0.0851						
8	-0.0159	-0.0185	12.769	0.1200						
9	0.0190	0.0198	13.14	0.1564						
10	-0.0395	-0.0430	14.746	0.1416						
11	-0.0254	-0.0305	15.413	0.1644						
12	-0.0005	-0.0065	15.413	0.2196						
13	-0.0496	-0.0503	17.957	0.1592						
14	-0.0005	-0.0159	17.957	0.2087						
15	0.0395	0.0420	19.57	0.1890						
16	0.0153	0.0197	19.813	0.2288						
17	-0.0269	-0.0328	20.563	0.2464						
18	0.0005	-0.0026	20.563	0.3020						
19	-0.0595	-0.0604	24.241	0.1871						
20	0.0250	0.0105	24.891	0.2056						
21	0.0168	0.0163	25.185	0.2393						
22	0.0211	0.0284	25.647	0.2671						
23	-0.0327	-0.0411	26.764	0.2661						
24	-0.0211	-0.0278	27.229	0.2939						
25	-0.0373	-0.0472	28.684	0.2773						
26	-0.0425	-0.0506	30.578	0.2444						
27	-0.0184	-0.0339	30.933	0.2739						
28	-0.0758	-0.0806	36.968	0.1196						
29	0.0359	0.0151	38.324	0.1153						
30	0.0278	0.0207	39.136	0.1227						
31	-0.0299	-0.0377	40.078	0.1273						
32	-0.0048	-0.0188	40.102	0.1539						
33	-0.0354	-0.0346	41.428	0.1490						
34	0.0366	0.0311	42.844	0.1421						
35	0.0161	0.0124	43.116	0.1630						
36	-0.0334	-0.0479	44.298	0.1614						
37	0.0156	0.0034	44.554	0.1838						
38	0.0206	0.0140	45.002	0.2021						
39	0.0468	0.0453	47.328	0.1692						
40	-0.0436	-0.0409	49.349	0.1476						

Fonte: Resultados estimados no *software* StataMP

Tabela 4.7 Correlograma das rendibilidades diárias do índice VHSI

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]			[Partial autocor]		
1	-0.0331	-0.0331	1.0846	0.2977						
2	-0.0395	-0.0407	2.6338	0.2680						
3	-0.0340	-0.0368	3.7829	0.2859						
4	-0.0424	-0.0467	5.5678	0.2338						
5	0.0276	0.0216	6.3251	0.2759						
6	-0.0255	-0.0289	6.9711	0.3235						
7	-0.0397	-0.0433	8.5459	0.2869						
8	-0.0041	-0.0099	8.5626	0.3805						
9	-0.0488	-0.0536	10.946	0.2794						
10	0.0475	0.0378	13.208	0.2123						
11	-0.0337	-0.0385	14.346	0.2144						
12	-0.0975	-0.1020	23.884	0.0211						
13	-0.0087	-0.0234	23.96	0.0315						
14	0.0741	0.0677	29.476	0.0090						
15	0.0303	0.0187	30.398	0.0106						
16	0.0153	0.0123	30.633	0.0150						
17	-0.0437	-0.0339	32.563	0.0128						
18	-0.0013	-0.0055	32.564	0.0188						
19	-0.0145	-0.0230	32.775	0.0255						
20	-0.0315	-0.0406	33.776	0.0277						
21	-0.0011	-0.0113	33.778	0.0383						
22	0.0171	0.0234	34.074	0.0483						
23	-0.0183	-0.0219	34.414	0.0594						
24	-0.0176	-0.0396	34.729	0.0725						
25	-0.0162	-0.0192	34.995	0.0883						
26	-0.0340	-0.0317	36.173	0.0885						
27	-0.0468	-0.0533	38.4	0.0718						
28	-0.0032	-0.0209	38.411	0.0909						
29	0.0440	0.0256	40.385	0.0778						
30	-0.0516	-0.0671	43.106	0.0573						
31	0.0535	0.0464	46.037	0.0402						
32	0.0389	0.0316	47.586	0.0375						
33	-0.0243	-0.0285	48.194	0.0426						
34	-0.0213	-0.0245	48.661	0.0494						
35	-0.0131	-0.0107	48.836	0.0602						
36	0.0314	0.0129	49.85	0.0622						
37	0.0925	0.0886	58.666	0.0131						
38	-0.0288	-0.0217	59.52	0.0144						
39	-0.0208	-0.0328	59.968	0.0170						
40	0.0333	0.0528	61.115	0.0174						

Fonte: Resultados estimados no *software* StataMP

O critério para que a hipótese nula do teste Q seja aceite é que para os lags em análise, o Prob>Q deve ser maior que 0,05, ou seja, significativo. Como se pode ver consultando os correlogramas apresentados, a hipótese nula é rejeitada para os três índices, verificando-se assim a existência de autocorrelação, ou seja, os rendimentos estão correlacionados, existindo então dependência na volatilidade.

Posto isto, e dado que um dos pressupostos dos modelos GARCH é a inexistência de autocorrelação, a estimação do modelo pode não apresentar resultados confiáveis. É então necessário encontrar uma forma de eliminar a autocorrelação num outro modelo, que será feito mais adiante no estudo.

4.2.1.3. *Heterocedasticidade condicionada*

Por último, os modelos GARCH necessitam de ser heterocedásticos, portanto, necessitamos também de validar a existência de heterocedasticidade condicionada nos índices.

É possível fazer esta validação através do teste Q, mas, desta vez, fazendo a análise aos resíduos quadrados da série. A hipótese nula deste teste é a inexistência de heterocedasticidade condicionada, sendo que, então, o objetivo passa por rejeitar a mesma.

Nas tabelas 4.8 a 4.10 podemos observar os correlogramas dos resíduos quadrados dos índices.

Tabela 4.8 Correlograma dos resíduos quadrados do índice VIX

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]			[Partial autocor]		
1	0.1557	0.1557	24.683	0.0000						
2	0.0567	0.0332	27.956	0.0000						
3	0.0795	0.0675	34.397	0.0000						
4	0.0563	0.0337	37.629	0.0000						
5	0.0820	0.0652	44.493	0.0000						
6	0.0154	-0.0143	44.734	0.0000						
7	0.0762	0.0679	50.68	0.0000						
8	-0.0034	-0.0367	50.691	0.0000						
9	-0.0226	-0.0273	51.216	0.0000						
10	0.0229	0.0178	51.753	0.0000						
11	-0.0110	-0.0181	51.877	0.0000						
12	0.0038	0.0016	51.892	0.0000						
13	0.0143	0.0180	52.101	0.0000						
14	0.0099	0.0045	52.202	0.0000						
15	0.0326	0.0314	53.3	0.0000						
16	-0.0148	-0.0213	53.525	0.0000						
17	-0.0123	-0.0158	53.681	0.0000						
18	-0.0030	-0.0025	53.691	0.0000						
19	-0.0119	-0.0114	53.837	0.0000						
20	0.0074	0.0061	53.894	0.0001						
21	-0.0276	-0.0256	54.688	0.0001						
22	0.0056	0.0132	54.721	0.0001						
23	-0.0017	0.0007	54.724	0.0002						
24	-0.0206	-0.0142	55.164	0.0003						
25	-0.0083	-0.0073	55.236	0.0005						
26	-0.0126	-0.0063	55.402	0.0007						
27	-0.0236	-0.0239	55.983	0.0009						
28	-0.0034	0.0094	55.996	0.0013						
29	0.0184	0.0258	56.35	0.0017						
30	-0.0148	-0.0202	56.581	0.0023						
31	-0.0176	-0.0088	56.908	0.0031						
32	0.0494	0.0603	59.465	0.0022						
33	-0.0018	-0.0163	59.469	0.0032						
34	0.0088	0.0104	59.551	0.0043						
35	-0.0085	-0.0196	59.627	0.0058						
36	-0.0165	-0.0198	59.914	0.0074						
37	0.0052	0.0097	59.942	0.0099						
38	0.0243	0.0314	60.567	0.0114						
39	-0.0082	-0.0238	60.638	0.0148						
40	-0.0057	0.0023	60.672	0.0190						

Fonte: Resultados estimados no *software* StataMP

Tabela 4.9 Correlograma dos resíduos quadrados do índice VSTOXX

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]			[Partial autocor]		
1	0.1990	0.1991	40.483	0.0000						
2	0.1799	0.1461	73.595	0.0000						
3	0.1436	0.0893	94.704	0.0000						
4	0.1271	0.0679	111.26	0.0000						
5	0.0454	-0.0203	113.37	0.0000						
6	0.0920	0.0528	122.06	0.0000						
7	0.0473	0.0036	124.36	0.0000						
8	0.0122	-0.0257	124.51	0.0000						
9	0.0197	0.0011	124.91	0.0000						
10	0.0296	0.0139	125.81	0.0000						
11	-0.0170	-0.0302	126.11	0.0000						
12	-0.0008	-0.0030	126.11	0.0000						
13	0.0221	0.0238	126.62	0.0000						
14	0.0171	0.0152	126.92	0.0000						
15	-0.0016	-0.0076	126.93	0.0000						
16	0.0205	0.0130	127.36	0.0000						
17	0.0213	0.0154	127.84	0.0000						
18	0.0275	0.0199	128.62	0.0000						
19	0.0181	0.0012	128.96	0.0000						
20	0.0053	-0.0138	128.99	0.0000						
21	0.0251	0.0201	129.65	0.0000						
22	-0.0253	-0.0424	130.31	0.0000						
23	0.0242	0.0261	130.93	0.0000						
24	-0.0121	-0.0182	131.08	0.0000						
25	-0.0048	-0.0090	131.1	0.0000						
26	0.0015	0.0088	131.11	0.0000						
27	0.0139	0.0105	131.31	0.0000						
28	0.0166	0.0278	131.6	0.0000						
29	0.0318	0.0315	132.66	0.0000						
30	0.0330	0.0296	133.8	0.0000						
31	0.0172	-0.0042	134.11	0.0000						
32	0.0203	0.0078	134.55	0.0000						
33	0.0249	0.0064	135.2	0.0000						
34	-0.0114	-0.0382	135.34	0.0000						
35	0.0265	0.0302	136.08	0.0000						
36	0.0010	-0.0211	136.08	0.0000						
37	0.0038	0.0010	136.1	0.0000						
38	0.0172	0.0176	136.41	0.0000						
39	-0.0113	-0.0327	136.55	0.0000						
40	0.0086	0.0194	136.63	0.0000						

Fonte: Resultados estimados no *software* StataMP

Tabela 4.10 Correlograma dos resíduos quadrados do índice VHSI

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]			[Partial autocor]		
1	0.1863	0.1863	34.428	0.0000						
2	0.0954	0.0629	43.461	0.0000						
3	0.1441	0.1205	64.11	0.0000						
4	0.1165	0.0698	77.621	0.0000						
5	0.1208	0.0779	92.161	0.0000						
6	0.2564	0.2127	157.73	0.0000						
7	0.0882	-0.0109	165.49	0.0000						
8	0.0529	-0.0058	168.29	0.0000						
9	0.0920	0.0233	176.76	0.0000						
10	0.1436	0.0868	197.39	0.0000						
11	0.1231	0.0510	212.57	0.0000						
12	0.0237	-0.0844	213.14	0.0000						
13	0.0529	0.0139	215.95	0.0000						
14	0.1039	0.0654	226.8	0.0000						
15	0.0305	-0.0358	227.74	0.0000						
16	0.0837	0.0211	234.79	0.0000						
17	0.0559	-0.0131	237.94	0.0000						
18	0.0207	0.0136	238.38	0.0000						
19	0.0021	-0.0407	238.38	0.0000						
20	0.0183	-0.0421	238.72	0.0000						
21	-0.0008	-0.0174	238.72	0.0000						
22	0.0047	-0.0119	238.74	0.0000						
23	-0.0247	-0.0367	239.36	0.0000						
24	0.0020	-0.0074	239.37	0.0000						
25	0.0077	0.0139	239.43	0.0000						
26	0.0343	0.0504	240.62	0.0000						
27	0.0027	-0.0154	240.63	0.0000						
28	0.0071	0.0073	240.68	0.0000						
29	0.0210	0.0392	241.13	0.0000						
30	0.0291	0.0240	241.99	0.0000						
31	0.0619	0.0551	245.91	0.0000						
32	0.0477	0.0132	248.24	0.0000						
33	0.0261	0.0215	248.94	0.0000						
34	0.0156	0.0004	249.18	0.0000						
35	0.0132	-0.0212	249.36	0.0000						
36	0.1077	0.0974	261.3	0.0000						
37	0.0347	-0.0246	262.54	0.0000						
38	0.0061	-0.0224	262.58	0.0000						
39	0.0729	0.0530	268.06	0.0000						
40	0.0475	0.0014	270.39	0.0000						

Fonte: Resultados estimados no *software* StataMP

Ao analisar os correlogramas, é possível constatar que os valores na coluna Prob>Q nunca ultrapassam 0,05, não sendo então significativos. Isto significa a rejeição da hipótese nula de que não existe heterocedasticidade condicionada.

Para confirmar, iremos realizar o teste *ARCH-LM*, desenvolvido por Engle (1982), cuja hipótese nula é a não existência de heterocedasticidade condicionada. Este teste deve ser realizado através da análise das rendibilidades dos índices. Nas tabelas 4.11 a 4.13 apresentamos os resultados para o teste *ARCH-LM*.

Tabela 4.11 Resultados do teste ARCH-LM para as rendibilidades do índice VIX

lags(<i>p</i>)	chi2	df	Prob > chi2
1	24.590	1	0.0000
2	25.673	2	0.0000
3	30.134	3	0.0000
4	31.204	4	0.0000
5	35.317	5	0.0000
6	35.466	6	0.0000
7	39.882	7	0.0000
8	41.110	8	0.0000
9	41.745	9	0.0000
10	42.119	10	0.0000

Fonte: Resultados estimados no *software* StataMP

Tabela 4.12 Resultados do teste ARCH-LM para as rendibilidades do índice VSTOXX

lags(<i>p</i>)	chi2	df	Prob > chi2
1	52.073	1	0.0000
2	72.373	2	0.0000
3	76.560	3	0.0000
4	79.872	4	0.0000
5	80.242	5	0.0000
6	82.235	6	0.0000
7	82.108	7	0.0000
8	82.559	8	0.0000
9	82.468	9	0.0000
10	82.550	10	0.0000

Fonte: Resultados estimados no *software* StataMP

Tabela 4.13 Resultados do teste ARCH-LM para as rendibilidades do índice VHSI

lags(<i>p</i>)	chi2	df	Prob > chi2
1	40.367	1	0.0000
2	45.815	2	0.0000
3	54.203	3	0.0000
4	57.459	4	0.0000
5	63.094	5	0.0000
6	106.695	6	0.0000
7	106.875	7	0.0000
8	106.901	8	0.0000
9	109.790	9	0.0000
10	112.801	10	0.0000

Fonte: Resultados estimados no *software* StataMP

A análise do teste foi realizada para os primeiros 10 lags de cada índice. Após observação, podemos concluir que o $\text{Prob} > \chi^2$ volta a ser não significativo para todos os lags dos índices, rejeitando-se então a hipótese nula do teste, a inexistência de heterocedasticidade condicionada.

Com a realização do teste Q e *ARCH-LM* podemos determinar que as séries em análise são todas heterocedásticas, sendo indicação de que é possível utilizar os modelos GARCH para modelar o comportamento da volatilidade nas rendibilidades dos índices abordados.

4.2.1.4. *Análise dos resíduos do modelo AR(p)*

Tal como estabelecido no ponto 4.2.1.2, as séries temporais das rendibilidades dos índices apresentam autocorrelação, querendo isto dizer que o princípio da não dependência temporal não está assegurado, sendo então necessário contornar este problema. A forma de o fazer passa pelo ajuste de um modelo autorregressivo – *AR (p)* com o objetivo de remover a autocorrelação presente.

De acordo com Bentes (2011), modelos autorregressivos são caracterizados pela dependência da variável γ_t em relação aos valores imediatamente anteriores acrescidos da componente do erro. Esta dependência reflete-se na seguinte expressão:

$$\gamma_t = \omega + \sum_{i=1}^p \phi_i \gamma_{t-i} + \varepsilon_t \quad (4.2)$$

Sendo que,

ω representa uma constante

ε_t representa um erro que se deduz ser um processo de i.i.d, isto é, $E(\varepsilon_t) = 0$, $\text{Var}(\varepsilon_t) = \sigma^2$ e $\text{Cov}(\varepsilon_t, \varepsilon_s) = 0$, para $t \neq s$. É possível ainda alterar esta equação, com base no operador de lags L, tal que $L^i \gamma_t = \gamma_{t-i}$ (presume-se que γ_t é desfasada em i lags), obtendo-se então:

$$\gamma_t = \omega + \sum_{i=1}^p \phi_i L^i \gamma_t + \varepsilon_t \quad (4.3)$$

Que pode ser reduzida a,

$$\phi(L)\gamma_t = \omega + \varepsilon_t \quad (4.4)$$

Onde,

$$\phi(L)\gamma_t = (1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p) \quad (4.5)$$

De seguida são apresentados os correlogramas para os resíduos dos modelos AR de cada índice, definidos como os mais apropriados para a eliminação do problema da autocorrelação e consequente estimação do modelo (Tabelas 4.14 a 4.16).

Tabela 4.14 Correlograma dos resíduos do modelo AR (16) para as rendibilidades diárias do índice VIX

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1 [Autocorrelation]	0	1 -1 [Partial autocor]	0	1
1	0.0000	0.0000	2.3e-06	0.9988					
2	-0.0000	-0.0000	2.6e-06	1.0000					
3	0.0004	0.0004	.00015	1.0000					
4	0.0007	0.0007	.00069	1.0000					
5	0.0010	0.0010	.0018	1.0000					
6	-0.0003	-0.0003	.00189	1.0000					
7	-0.0016	-0.0016	.00452	1.0000					
8	-0.0005	-0.0005	.00475	1.0000					
9	-0.0000	-0.0000	.00475	1.0000					
10	-0.0004	-0.0004	.00492	1.0000					
11	0.0017	0.0017	.00785	1.0000					
12	-0.0028	-0.0028	.01579	1.0000					
13	-0.0033	-0.0033	.02691	1.0000					
14	-0.0010	-0.0010	.02784	1.0000					
15	-0.0028	-0.0028	.03571	1.0000					
16	0.0097	0.0098	.13257	1.0000					
17	0.0166	0.0168	.41764	1.0000					
18	0.0051	0.0052	.44405	1.0000					
19	-0.0156	-0.0159	.69685	1.0000					
20	-0.0468	-0.0478	2.9676	1.0000					
21	-0.0248	-0.0257	3.6078	1.0000					
22	-0.0128	-0.0132	3.7785	1.0000					
23	-0.0415	-0.0427	5.5738	0.9999					
24	-0.0062	-0.0083	5.6142	1.0000					
25	-0.0253	-0.0265	6.2831	0.9999					
26	-0.0383	-0.0414	7.8154	0.9998					
27	-0.0127	-0.0147	7.9838	0.9999					
28	0.0124	0.0125	8.1458	0.9999					
29	-0.0186	-0.0201	8.5093	0.9999					
30	-0.0006	-0.0012	8.5097	1.0000					
31	-0.0457	-0.0464	10.698	0.9997					
32	0.0074	0.0070	10.756	0.9998					
33	0.0002	0.0011	10.756	0.9999					
34	-0.0272	-0.0318	11.536	0.9999					
35	0.0216	0.0213	12.027	0.9999					
36	0.0209	0.0245	12.489	0.9999					
37	-0.0171	-0.0170	12.798	0.9999					
38	0.0404	0.0454	14.519	0.9998					
39	0.0092	0.0116	14.61	0.9999					
40	0.0106	0.0086	14.728	0.9999					

Fonte: Resultados estimados no *software* StataMP

Tabela 4.15 Correlograma dos resíduos do modelo AR (3) para as rendibilidades diárias do índice VSTOXX

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]			[Partial autocor]		
1	-0.0004	-0.0004	.00016	0.9899						
2	0.0008	0.0008	.00077	0.9996						
3	0.0017	0.0017	.00384	0.9999						
4	-0.0273	-0.0273	.76745	0.9428						
5	0.0539	0.0539	3.7444	0.5868						
6	-0.0265	-0.0267	4.4654	0.6140						
7	0.0032	0.0033	4.4756	0.7236						
8	-0.0026	-0.0038	4.4828	0.8112						
9	0.0269	0.0307	5.2277	0.8140						
10	-0.0289	-0.0343	6.0886	0.8078						
11	-0.0173	-0.0145	6.3978	0.8455						
12	0.0052	0.0042	6.4257	0.8931						
13	-0.0399	-0.0385	8.0753	0.8387						
14	0.0081	0.0033	8.1431	0.8817						
15	0.0505	0.0562	10.781	0.7680						
16	0.0248	0.0256	11.421	0.7828						
17	-0.0169	-0.0219	11.719	0.8168						
18	0.0028	0.0065	11.727	0.8610						
19	-0.0498	-0.0489	14.312	0.7652						
20	0.0293	0.0263	15.204	0.7646						
21	0.0282	0.0273	16.032	0.7678						
22	0.0268	0.0343	16.784	0.7752						
23	-0.0255	-0.0348	17.462	0.7860						
24	-0.0187	-0.0173	17.829	0.8112						
25	-0.0339	-0.0380	19.029	0.7957						
26	-0.0381	-0.0366	20.551	0.7647						
27	-0.0195	-0.0238	20.949	0.7887						
28	-0.0682	-0.0630	25.831	0.5823						
29	0.0396	0.0375	27.477	0.5460						
30	0.0352	0.0301	28.782	0.5291						
31	-0.0223	-0.0253	29.306	0.5533						
32	-0.0037	-0.0042	29.32	0.6029						
33	-0.0272	-0.0172	30.103	0.6121						
34	0.0416	0.0486	31.935	0.5692						
35	0.0219	0.0192	32.444	0.5921						
36	-0.0264	-0.0347	33.182	0.6034						
37	0.0192	0.0201	33.573	0.6305						
38	0.0307	0.0286	34.572	0.6288						
39	0.0500	0.0520	37.226	0.5510						
40	-0.0338	-0.0314	38.439	0.5406						

Fonte: Resultados estimados no *software* StataMP

Tabela 4.16 Correlograma dos resíduos do modelo AR (5) para as rendibilidades diárias do índice VHSI

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]			[Partial autocor]		
1	0.0001	0.0001	9.9e-06	0.9975						
2	-0.0001	-0.0001	1.9e-05	1.0000						
3	-0.0032	-0.0032	.01026	0.9997						
4	-0.0017	-0.0017	.01309	1.0000						
5	-0.0091	-0.0091	.09616	0.9999						
6	-0.0244	-0.0244	.68999	0.9947						
7	-0.0438	-0.0439	2.6012	0.9193						
8	-0.0118	-0.0121	2.7399	0.9496						
9	-0.0560	-0.0567	5.8731	0.7525						
10	0.0391	0.0390	7.4034	0.6869						
11	-0.0363	-0.0375	8.7225	0.6475						
12	-0.0933	-0.0967	17.454	0.1333						
13	-0.0118	-0.0150	17.595	0.1735						
14	0.0727	0.0706	22.91	0.0617						
15	0.0252	0.0219	23.549	0.0732						
16	0.0128	0.0084	23.714	0.0959						
17	-0.0404	-0.0431	25.356	0.0870						
18	0.0008	-0.0098	25.357	0.1154						
19	-0.0177	-0.0216	25.674	0.1395						
20	-0.0344	-0.0399	26.873	0.1389						
21	-0.0063	-0.0084	26.913	0.1737						
22	0.0137	0.0221	27.103	0.2074						
23	-0.0245	-0.0247	27.714	0.2268						
24	-0.0245	-0.0440	28.323	0.2466						
25	-0.0168	-0.0191	28.611	0.2805						
26	-0.0396	-0.0353	30.207	0.2591						
27	-0.0500	-0.0490	32.753	0.2053						
28	-0.0039	-0.0139	32.769	0.2444						
29	0.0418	0.0296	34.55	0.2197						
30	-0.0513	-0.0634	37.238	0.1703						
31	0.0516	0.0482	39.961	0.1299						
32	0.0383	0.0271	41.465	0.1220						
33	-0.0163	-0.0273	41.738	0.1415						
34	-0.0182	-0.0192	42.079	0.1609						
35	-0.0075	-0.0132	42.136	0.1896						
36	0.0338	0.0198	43.309	0.1876						
37	0.0889	0.0892	51.451	0.0575						
38	-0.0259	-0.0266	52.144	0.0630						
39	-0.0174	-0.0360	52.456	0.0735						
40	0.0358	0.0509	53.777	0.0715						

Fonte: Resultados estimados no *software* StataMP

Tal como analisado anteriormente, neste teste a hipótese nula é a inexistência de autocorrelação. Uma vez que o valor do Prob>Q é superior a 0,05 para todos os lags, ou seja, significativo, não podemos rejeitar a hipótese nula. Assim, chegamos a modelos autorregressivos capazes de captar a dependência linear na média.

De maneira a confirmar este teste, recorre-se então ao teste Breusch-Godfrey (BG), cuja hipótese nula é, também, a inexistência de autocorrelação. Nas tabelas 4.17 a 4.19 apresentamos os resultados do teste BG para os três modelos.

Tabela 4.17 Resultados do teste de BG para o modelo AR (16) do índice VIX

lags(p)	chi2	df	Prob > chi2
1	0.000	1	0.9988
2	0.000	2	1.0000
3	0.000	3	1.0000
4	0.001	4	1.0000
5	0.002	5	1.0000
6	0.002	6	1.0000
7	0.004	7	1.0000
8	0.005	8	1.0000
9	0.005	9	1.0000
10	0.005	10	1.0000

Fonte: Resultados estimados no *software* StataMP

Tabela 4.18 Resultados do teste de BG para o modelo AR (3) do índice VSTOXX

lags(p)	chi2	df	Prob > chi2
1	0.000	1	0.9900
2	0.001	2	0.9996
3	0.004	3	0.9999
4	0.764	4	0.9433
5	3.724	5	0.5897
6	4.448	6	0.6162
7	4.460	7	0.7256
8	4.474	8	0.8121
9	5.419	9	0.7964
10	6.593	10	0.7633

Fonte: Resultados estimados no *software* StataMP

Tabela 4.19 Resultados do teste de BG para o modelo AR (5) do índice VHSI

lags(p)	chi2	df	Prob > chi2
1	0.000	1	0.9975
2	0.000	2	1.0000
3	0.010	3	0.9997
4	0.013	4	1.0000
5	0.096	5	0.9999
6	0.686	6	0.9948
7	2.586	7	0.9205
8	2.729	8	0.9502
9	5.878	9	0.7521
10	7.362	10	0.6909

Fonte: Resultados estimados no *software* StataMP

Como se pode observar, verificam-se valores significativos na coluna Prob > chi2 para todos os índices, portanto, não podemos rejeitar a hipótese nula do teste, validando então a inexistência de autocorrelação, estando de acordo com os resultados verificados anteriormente na análise dos correlogramas.

Através da análise realizada nas tabelas anteriores é possível identificar um modelo para cada índice capaz de eliminar o efeito de autocorrelação. Assim, as especificações autorregressivas que permitem eliminar o problema são as seguintes:

- VIX: AR (16);
- VSTOXX: AR (3);
- VHSI: AR (5).

Posto isto, chegamos então às seguintes especificações dos modelos AR (p) (Tabela 4.20):

Tabela 4.20 Especificações dos modelos AR (p) para os índices VSTOXX, VHSI e VIX

Índice	Modelo	Equação
VSTOXX	AR (3)	$\gamma_t = \omega + \phi_1\gamma_{t-1} + \phi_2\gamma_{t-2} + \phi_3\gamma_{t-3} + \varepsilon_t$
VHSI	AR (5)	$\gamma_t = \omega + \phi_1\gamma_{t-1} + \dots + \phi_5\gamma_{t-5} + \varepsilon_t$
VIX	AR (16)	$\gamma_t = \omega + \phi_1\gamma_{t-1} + \dots + \phi_{16}\gamma_{t-16} + \varepsilon_t$

Fonte: Adaptado de Bentes (2011: 129)

Eliminado o problema da autocorrelação, é possível então avançar para a estimação do modelo proposto, o modelo EGARCH. Uma vez que a existência de estacionariedade e de heterocedasticidade condicionada já tinha sido verificada para o modelo inicial, não é necessário voltar a validar esses pressupostos.

4.3. Estimação do modelo EGARCH (p,q)

No presente capítulo iremos então proceder à estimação do modelo EGARCH (p,q). Este trata-se da variante da família de modelos ARCH mais adequada ao objetivo estabelecido nesta dissertação, dado que é a variante que permite apresentar melhores resultados e captar o efeito das boas notícias e das más notícias, bem como a forma como estas influenciam a volatilidade.

Optámos por uma distribuição t-student, uma vez que anteriormente foi evidenciada uma distribuição com fat tails devido aos elevados valores de excesso de curtose, sendo esta a distribuição mais utilizada para modelos que apresentem fat tails (Stoyanov, Rachev, Racheva-Iotova e Fabozzi, 2011).

Quanto à especificação do modelo EGARCH (p,q), decidimos modelar o comportamento na volatilidade através de um EGARCH (1,1).

De forma a estimar o impacto da COVID-19 para as diferentes séries temporais, foram introduzidas 3 dummies para representar os 3 eventos previamente definidos.

Apresentamos na tabela 4.21 os valores obtidos para o modelo EGARCH (1,1) para os índices VIX, VSTOXX e VHSI.

Tabela 4.21 Resultados da estimação dos modelos EGARCH (1,1) para os índices VIX, VSTOXX e VHSI

	VIX	VSTOXX	VHSI
Evento 1 / D1	-0,002608 (-0,32)	0,000117 (0.08)	-0,014677 (-0.91)
Evento 2 / D2	0,001817*** (3,16)	-0,003812 (-1.01)	0,000323 (0.10)
Evento 3 / D3	-0,001139* (-1,91)	0,000052 (0.02)	0,001190 (0.42)
$\hat{\omega}$	-0,130690*** (-7,49)	-0,223330*** (-2.86)	-0,269970*** (3.45)
$\hat{\alpha}$	0,2504329*** (8,93)	0,185334*** (6.24)	0,17931*** (4.94)
$\hat{\beta}$	0,979662*** (245,04)	0,958860*** (62,77)	0,954366*** (68.30)
$\hat{\gamma}$	-0,080429*** (-6,36)	0,060976* (1.66)	0,089427* (1.94)
t-student	1,009485*** (4,18)	1,071518*** (4,01)	0,719509*** (2.81)

Notas: os valores entre parêntesis representam o erro padrão; *** $p < 0.01$; ** $p < 0.05$; * $p < 0.1$

Fonte: Resultados estimados no *software* StataMP

É possível retirar da tabela 4.21 que o evento 1 não é significativo para nenhum dos índices. Em relação ao evento 2, apenas no índice VIX é apresentado um impacto positivo e significativo nas rendibilidades, sendo que para o VSTOXX e VHSI não se revelam impactos significativos. Finalmente, o evento 3 não apresenta nenhum impacto significativo e negativo nos índices, uma vez que o impacto significativo no índice VIX traduz-se numa redução na volatilidade quando comparado com o período “pré COVID-19”.

Nos restantes parâmetros estimados para o modelo EGARCH (1,1) e no valor da distribuição t-student, todos se revelam estatisticamente significativos.

Mais, a soma dos coeficientes $\hat{\alpha}$ e $\hat{\beta}$ resulta em valores próximos de 1, demonstrando assim persistência/memória longa nos dados. O índice VHSI revela uma maior assimetria, enquanto

o índice VIX apresenta a menor assimetria. Quer então dizer que o impacto das más notícias é maior no VHSI, e, pelo contrário, o VIX apresenta o menor impacto com as más notícias.

4.4. Síntese

Após a realização do estudo do modelo EGARCH (1,1) para os índices VIX, VSTOXX e VHSI, podemos então concluir o capítulo e encerrar então o processo de investigação.

Na realização da estatística descritiva conseguimos retirar a existência de fat tails nas séries temporais, um fator importante a ter em consideração na realização do estudo do modelo.

A abordagem da validação dos pressupostos da estacionariedade, autocorrelação e heterocedasticidade condicionada garantiu-nos o melhor modelo autorregressivo a estimar, sendo depois então definido que o modelo mais apropriado para a averiguação da existência do efeito assimétrico na volatilidade seria o EGARCH (1,1). Enquanto a estacionariedade e a heterocedasticidade condicionada não apresentaram problemas na sua validação, verificou-se a existência de autocorrelação nas séries, sendo que este problema teve de ser resolvido através do modelo AR(p), sendo que foi possível chegar aos modelos autorregressivos AR(16) para o índice VIX, AR(3) para o índice VSTOXX e AR(5) para o índice VHSI.

Os resultados alcançados para o Evento 1 não se apresentam significativo para nenhum dos índices, uma possível explicação para estes resultados é a existência de algum delay por parte dos investidores no que toca à compreensão da dimensão e problema da COVID-19, uma vez que se tratava de algo novo para a população e o número de mortes ainda não tinha atingido números relevantes. No caso do Evento 2, apenas foi possível verificar um impacto significativo e negativo no índice VIX. Já o evento 3 não apresenta nenhum impacto significativamente negativo nos índices, uma vez que o impacto apresentado no VIX traduz-se numa redução na volatilidade quando comparado com o período “pré COVID-19”. Nos outros índices, tal como esperado, não se registou nenhum impacto significativo.

Todos os índices apresentaram claros sinais de assimetria, querendo isto dizer que a volatilidade respondeu de maneira diferente às boas notícias e às más notícias. Mais, os resultados permitem-nos concluir que de facto a volatilidade tende a revelar um maior impacto na sequência de choques negativos.

5. Conclusão

5.1. Conclusões gerais

Esta dissertação tinha o principal objetivo de perceber o impacto da COVID-19 nos índices de volatilidade implícita VIX, VSTOXX e VHSI, averiguando se desde o início do surto se registaram impactos significativamente negativos nos índices analisados.

A volatilidade trata-se de uma medida de dispersão dos preços dos ativos subjacentes em relação à sua média e durante um determinado intervalo de tempo. Nos mercados financeiros, é normal associar-se a volatilidade a fatores relacionados com o ambiente económico e financeiro em que determinado mercado se insere, como o desempenho das empresas associadas ao mesmo. No entanto, os mercados não são imunes a choques exógenos, sendo também afetados por fatores externos. Para além disto, em períodos de incerteza e instabilidade acrescida a volatilidade tende a disparar.

Com esta ideia em mente surgiu a noção do potencial risco que a COVID-19 apresentava para os mercados financeiros. Apesar de nenhuma outra crise sanitária ter apresentado um impacto significativamente negativo nos mercados, a realidade é que nenhuma pandemia anterior gerou o pânico e alterou o nosso estilo de vida como esta. Mais, apesar de não se verificarem impactos em consequência de crises sanitárias, o mesmo não se pode dizer de crises financeiras, como por exemplo no caso da crise do “*subprime*”, que em 2008 revelou impactos nefastos nos mercados.

Assim, podemos assumir que a COVID-19 apresenta bastante potencial para afundar os mercados de ações e fazer disparar os índices de volatilidade. De facto, a 24 de fevereiro de 2020 assistiu-se a uma grande queda nos mercados de ações na sequência do grande aumento de casos de COVID-19 registados fora do país de origem do vírus, China. A 16 de março de 2020, todos os índices de volatilidade analisados neste trabalho atingiram o valor mais elevado desde o início da pandemia, sendo que no caso do VIX e do VSTOXX foi mesmo registado o valor recorde desde a crise de 2008.

Para a estimação destes impactos, optou-se pelo estudo de modelos econométricos que sejam também capazes de captar o efeito de assimetria na volatilidade. Posto isto, verificou-se que os modelos GARCH se apresentavam como os modelos mais referenciados nesta área, sendo que a variante EGARCH se apresentou como a mais adequada dado o objetivo do trabalho.

Antes do estudo do modelo, procedeu-se à análise da estatística descritiva da amostra. Para além do estudo da série temporal completa, realizou-se a análise da amostra para os períodos definidos como “pré COVID-19” e “pós COVID-19”, de maneira a comparar as duas partes.

Destaca-se nesta análise as médias das rendibilidades dos índices de volatilidade implícita, uma vez que, excluindo o período “pós COVID-19” do índice VHSI, todos apresentam rendibilidades positivas. Em índices de volatilidade isto não se apresenta como algo positivo, uma vez que implica que os índices apresentaram uma subida generalizada nos seus valores, ou seja, registou-se um período de maior volatilidade. Nesta análise retira-se ainda a existência de *fat tails* nas séries temporais devido aos elevados níveis de curtose, que indica uma distribuição não normal na amostra.

De seguida, efetuou-se a validação dos pressupostos do modelo econométrico utilizado, de maneira que os resultados apresentados mais tarde sejam o mais confiáveis possível. Os pressupostos associados a estes modelos são a existência de estacionariedade, inexistência de autocorrelação e existência de heterocedasticidade condicionada. Relativamente à estacionariedade, verificou-se através do teste ADF e KPSS que todas as séries temporais se apresentam estacionárias.

Para a autocorrelação, percebeu-se através do teste Ljung-Box que para todas as séries apresentavam a existência de autocorrelação nos seus dados, ou seja, era necessário adaptar um modelo autorregressivo para tornar as séries temporais adequadas e apresentar resultados fiáveis na estimação do modelo. Analisando os *lags* apresentados nos correlogramas das rendibilidades, foi possível identificar potenciais especificações autorregressivas que não se revelassem autocorrelacionadas. Assim, efetuou-se a análise dos resíduos para os modelos AR(16) para o índice VIX, AR(3) para o índice VSTOXX e AR(5) para o índice VHSI. Estudando os resíduos dos modelos, foi possível verificar que nenhuma das séries apresentava autocorrelação. De maneira a verificar este teste, recorreu-se ainda ao teste de Breusch-Godfrey, no qual também se validou o pressuposto.

Por último, foram efetuados os testes ARCH-LM e Ljung-Box com o objetivo de validar o pressuposto de existência de heterocedasticidade condicionada nas séries temporais. Após a realização dos referidos testes, foi possível validar o pressuposto.

Com a confirmação dos pressupostos, foi então efetuado o modelo EGARCH, optando-se pela especificação do modelo EGARCH (1,1).

Os resultados alcançados para o Evento 1 contrariam a suposição apresentada na hipótese de investigação 1. Tal como mencionado anteriormente, estes resultados podem ser explicados devido a algum *delay* por parte dos investidores no que toca à compreensão da dimensão e problema da COVID-19, uma vez que se tratava de algo novo para a população e o número de mortes ainda não tinha atingido números relevantes. É importante relembrar que a média das rendibilidades dos índices no período “pré COVID-19” foi positiva para todos os índices, indicando que a volatilidade já vinha em crescimento antes do início da pandemia.

No caso do Evento 2, apenas foi possível verificar um impacto significativo e negativo no índice VIX. Wolff e Ladi (2020) explicam que a União Europeia (UE) revelou uma grande capacidade de adaptação à COVID-19, fazendo um bom uso dos mecanismos de gestão de crises e revelando uma grande capacidade de antecipação dos efeitos em cascata no início da pandemia. Os mecanismos de apoio financeiro foram também eficientes, como por exemplo, em julho de 2020 foram disponibilizados €540 milhões para apoiar o emprego e também foram investidos várias centenas de milhões de euros para mitigar os riscos de desemprego. Outra suposição desta hipótese era a verificação de um maior impacto da COVID-19 no Evento 2 quando comparado com o Evento 1, algo que efetivamente se verificou no índice VIX, mas não para os restantes índices, dada a falta de significância nos resultados apurados para este Evento.

Finalmente, o evento 3 não apresenta nenhum impacto significativo e negativo nos índices, uma vez que o impacto significativo no índice VIX traduz-se numa redução na volatilidade quando comparado com o período “pré COVID-19”. Nos outros índices, tal como esperado, não se registou nenhum impacto significativo.

Todos os índices apresentaram claros sinais de assimetria, querendo isto dizer que a volatilidade respondeu de maneira diferente às boas notícias e às más notícias. Mais, os resultados permitem-nos concluir que de facto a volatilidade tende a revelar um maior impacto na sequência de choques negativos.

5.2. Estudos futuros e limitações

Refletindo na forma como se desenvolveu o estudo, é possível retirar algumas ideias para futuros trabalhos de investigação que abordem a mesma temática.

Uma vez que este estudo apresenta várias séries temporais para delinear as hipóteses, existe a opção de se alterarem as séries cronológicas de maneira a investigar os impactos em outros momentos. Uma maior série temporal no período entendido como “pré COVID-19” pode ajudar a apresentar resultados mais precisos para o período antes do início da pandemia.

Em relação a limitações que senti na realização deste trabalho, uma prende-se com a dificuldade em reunir artigos relativamente ao impacto da COVID-19 no mercado financeiro de Hong Kong, especialmente porque foi difícil encontrar justificações para os resultados alcançados. Outra limitação passou pela dificuldade em definir a data final do Evento 2, uma vez que para apresentar algo relacionado com o início da vacinação teria sempre de utilizar uma referência de um país, o que pode fazer com que a série temporal não seja completamente adequada para os restantes índices. Ainda assim, partiu-se do pressuposto que o simples facto de se ter iniciado a vacinação terá servido para promover uma sensação generalizada e global de maior segurança e alívio, justificando-se assim a utilização desta referência temporal.

Referências Bibliográficas

- Allen, F., & Carletti, E. (2010). An Overview of the Crisis: Causes, Consequences, and Solutions. *International Review of Finance*, 10 (1), 1-26. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/j.1468-2443.2009.01103.x>.
- Andersen, T., Bollerslev, T., Christoffersen, P.F., Diebold, F.X. (2006). Volatility and Correlation Forecasting. *Handbook of Economic Forecasting*, 778-878. Disponível em: <https://www.sas.upenn.edu/~fdiebold/papers/paper67/abcd.pdf>.
- Ashraf, B. N. (2020). Economic impact of government interventions during the COVID19 pandemic: International evidence from financial markets. *Journal of behavioral and experimental finance*, 27,100371. Disponível em <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2020.100371>.
- Baker, S. R., Bloom, N., Davis, S. J., Kost, K. J., Sammon, M. C., & Viratyosin, T. (2020). The Unprecedented Stock Market Reaction to COVID-19. Disponível em: <https://doi.org/10.1093/rapstu/raaa008>.
- Baldwin, R., Tomiura, E. (2020). Thinking ahead about the trade impact of COVID19. *Economics in the Time of COVID-19* (pp. 59-71). CEPR Press. Disponível em: <https://repository.graduateinstitute.ch/record/298220>.
- Barro, Robert., Ursúa, José., Weng, K. (2020). The Coronavirus and the Great Influenza Pandemic: Lessons from the “Spanish Flu” for the Coronavirus’s Potential Effects on Mortality and Economic Activity. Disponível em: <https://www.nber.org/papers/w26866>.
- Bentes, S. (2011). Sobre a Medição da Volatilidade nos Mercados Bolsistas Internacionais: Evidência dos Países do G7. Lisboa: Colibri.
- Bollerslev, T. (1986). Generalised Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*. 31 (3), 307-327. Disponível em: [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1).
- Borio, C. (2020). The Covid-19 economic crisis: dangerously unique, *National Association for Business Economics*. Disponível em: <https://www.bis.org/speeches/sp200722.htm>.
- Bowerman, B. L., O’Connel, R. T. (1979). *Time series and forecasting* (PDF). Disponível em https://books.google.pt/books/about/Time_Series_and_Forecasting.html?id=mS4OAQAA CAAJ&redir_esc=y.
- Brooks, C. (2002). *Introductory econometrics for Finance*, Cambridge: Cambridge University Press.

- Brooks, C., Rew, A. G. (2002). Testing for a unit root in a process exhibiting a structural break in the presence of GARCH errors. *Computational Economics*, 20(3), 157-176. Disponível em: <https://doi.org/10.1023/A:1020945428824>.
- Cao, K. H., Li, Q., Liu, Y., & Woo, C.-K. (2021). Covid-19's adverse effects on a stock market index. *Applied Economics Letters* (pp. 1157-1161). Routledge. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/13504851.2020.1803481>.
- Coelho, M. (2020). O ano em que o mundo parou : os primeiros 100 dias da crise CoViD-19. Disponível em: <http://dspace.lis.ulsiada.pt/handle/11067/5599>.
- Coelho, M., Gonçalves, J. (2021). DO SUBPRIME À PANDEMIA: Anatomia de duas crises. Disponível em: <https://doi.org/10.34628/qfcx-sc76>.
- Coelho, M., Oliveira, R. (2015). Mercados, são mesmo os grandes culpados das crises? Lisboa: Nomics.
- Cox, J., Rubinstein, M. (1985). Option Markets. Disponível em: https://books.google.pt/books/about/Options_Markets.html?id=IVJPAAAAMAAJ&redir_esc=y.
- Curto, J., Serrasqueiro, P. (2022). The impact of COVID-19 on S&P500 sector indices and FATANG stocks volatility: An expanded APARCH model. *Finance Research Letters*, 46 (A). Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102247>.
- Dickey, D. A., Fuller, W. A. (1979). Distribution of Estimators for Time Series Regressions with a Unit Root, *Journal of the American Statistical Association* 74 (336), 427-431. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/2286348>.
- Dritsaki, C. (2017). An Empirical Evaluation in GARCH Volatility Modeling: Evidence from the Stockholm Stock Exchange. *Journal of Mathematical Finance*, 7, 366-390. Disponível em: <https://doi.org/10.4236/jmf.2017.72020>.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*. 50 (4), 987-1007. Disponível em: <https://doi.org/10.2307/1912773>.
- Ferreira, D. (2009). Opções Financeiras – Gestão de Risco, Especulação e Arbitragem. Lisboa: Edições Sílabo.
- Gastineau, G. (1977). An Index of Listed Option Premiums, *Financial Analysts Journal*, 33:3, 70-75. Disponível em: <https://doi.org/10.2469/faj.v33.n3.70>.

- Goodell, J. W. (2020). COVID-19 and finance: Agendas for future research. *Finance Research Letter*, 35. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1544612320303974>.
- Grima, S., Özdemir, L., Özen, E., Romānova, I. (2021). The Interactions between COVID-19 Cases in the USA, the VIX Index and Major Stock Markets. *International Journal of Financial Studies*, 9(2). Disponível em: <https://doi.org/10.3390/ijfs9020026>.
- Grossman, S. J., Shiller, R. J. (1981). The determinants of the variability of stock market prices. *The American Economic Review*. 71 (2), 222-227.
- Hayes, A. (2022). The Black-Scholes Model. Disponível em <https://www.investopedia.com/terms/v/vix.asp>.
- Heyden, K., Heyden, J. (2020). Market reactions to the arrival and containment of COVID-19: An event study. *Finance Research Letters*, 38. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101745>.
- Igwe, P.A. (2020). Coronavirus with Looming Global Health and Economic Doom. *African Development Institute of research methodology*, 1(1), 1-6. Disponível em: <https://eprints.lincoln.ac.uk/id/eprint/40204/>.
- Jabeen, S., Farhan, M., Zaka, M., Fiaz, M., Farasat, M. (2022). COVID and World Stock Markets: A Comprehensive Discussion. Disponível em: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.763346>.
- Kendall, M. G., Hill, A. B. (1953). The Analysis of Economic Time-Series-Part I: Prices. *Journal of the Royal Statistical Society*, 116 (1), 11-34.
- Khan, K., Huawei, Z., Zhang, H., Yang, H., Shah, M. H., Jahanger, A. (2020). The Impact of COVID-19 Pandemic on Stock Markets: An Empirical Analysis of World Major Stock Indices. *The Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 7 (7), 463–474. Disponível em: <https://doi.org/10.13106/jafeb.2020.vol7.no7.463>.
- Kuepper, J. (2022). CBOE Volatility Index (VIX): What Does It Measure in Investing?. Disponível em <https://www.investopedia.com/terms/v/vix.asp>.
- Kwiatkowski, D., Phillips, P., Schmidt, P., Shin, Y. (1992). Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root? *Journal of Econometrics*, 51 (1-3). Disponível em: [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(92\)90104-Y](https://doi.org/10.1016/0304-4076(92)90104-Y).

- Li, Y., Zhuang, X., Wang, J., Dong, Z. (2021). Analysis of the impact of COVID-19 pandemic on G20 stock markets. *The North American Journal of Economics and Finance*, 58. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.najef.2021.101530>.
- Lyócsa, Š., & Molnár, P. (2020). Stock market oscillations during the corona crash: The role of fear and uncertainty. *Finance Research Letters*, 36. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101707>.
- Morris, J. J., Alam, P. (2012). Value relevance and the dot-com bubble of the 1990s. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 52 (2), 243-255. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.qref.2012.04.001>.
- Nelson, D. B. (1991). Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach, *Econometrica*. 59 (2), 347-370. Disponível em: https://www.jstor.org/stable/2938260#metadata_info_tab_contents.
- Ngwakwe, C. C. (2020). Effect of COVID-19 Pandemic on Global Stock Market Values: A Differential Analysis. *Acta Universitatis Danubius. Œconomica*, 16, 255-269. Disponível em: <https://journals.univ-danubius.ro/index.php/oeconomica/article/view/6548/6179>.
- Nikkinen, J., Vähämaa, S. (2010). Terrorism and Stock Market Sentiment. *The financial review*, 45 (2), 263–275. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/j.1540-6288.2010.00246.x>.
- Papadamou, S., Fassas, A., Kenourgios, D., Dimitriou, D. (2020). Direct and Indirect Effects of COVID-19 Pandemic on Implied Stock Market Volatility: Evidence from Panel Data Analysis. *MPRA*, 100020. Disponível em: <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/100020/>.
- Porteba, J.M., Summers, L.H. (1986). The persistence of volatility and stock market returns. *American Economic Review*. 76 (1), 1142-1151. Disponível em: <http://ssrn.com/abstract=334288>.
- Rady, D. A. (2012). Greece Debt Crisis: Causes, Implications and Policy Options. *Academy of Accounting and Financial Studies Journal*, 16, 87-96. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/290578599_Greece_debt_crisis_Causes_implications_and_policy_options.
- Schella, D., Wang, M., & Huynh, T. L. (2020). This time is indeed different: A study on global market reactions to public health crisis. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 27. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2020.100349>.

- Şenol, Z., Zeren, F. (2020). Coronavirus (COVID-19) And Stock Markets: The Effects of the Pandemic on the Global Economy. *Eurasian Journal of Researches in Social and Economics (EJRSE)*, 01-16.
- Shehzad, K., Xiaoxing, L., Kazouz, H. (2020). COVID-19's disasters are perilous than Global Financial Crisis: A rumor or fact? *Finance Research Letters*, 36, 101669. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101669>.
- Sireklove, J. (2020). Market Performance amid COVID-19 and the 1918 Flu Pandemic.
- Siriopoulos, C., Fassas, A. (2009). Implied Volatility Indices – A Review. Disponível em: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1421202.
- Stoyanov, S., Rachev, S., Racheva-Iotova, B., Fabozzi, F. (2011). Fat-tailed models for risk estimation, *Karlsruher Institut für Technologie*.
- Taylor, S.J. (1986). *Modelling Financial Time Series*. Chichester: John Wiley and Sons, Ltd.
- Wade, R. (1998). The Asian debt-and-development crisis of 1997-?: Causes and consequences. *World Development*, 26 (8), 1535-1553. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305750X98000709>.
- Wagner, A. (2020). What the stock market tells us about the post-COVID-19 world. *Natural Human Behaviour*, 4 (440). Disponível em: <https://doi.org/10.1038/s41562-020-0869-y>.
- Whaley, R.E. (1993). Derivatives on Market Volatility: Hedging Tools Long Overdue. *Journal of Derivatives*, 1, 71-84. Disponível em: <https://doi.org/10.3905/jod.1993.407868>.
- Wolff, S., Ladi, S. (2020). European Union Responses to the Covid-19 Pandemic: adaptability in times of Permanent Emergency, *Journal of European Integration*, 42. Disponível em <https://doi.org/10.1080/07036337.2020.1853120>.
- Yilmazkuday, H. (2020). COVID-19 Effects on the S&P 500 Index. *Applied Economics Letters*. Disponível em <https://doi.org/10.1080/13504851.2021.1971607>.
- Zhang, Y., Ding, S., Scheffel, E. (2018). Policy impact on volatility dynamics in commodity futures markets: Evidence from China. *The journal of future markets*, 38 (10), 1227-1245. Disponível em: <https://doi.org/10.1002/fut.21905>.