

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



ISCAL

O EFEITO DOS DIAS DA SEMANA
NO ÍNDICE S&P 500

Flávia Vicente de Brito

Lisboa, maio de 2024

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

O EFEITO DOS DIAS DA SEMANA
NO ÍNDICE S&P 500

Flávia Vicente de Brito

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 da Prof.^a Doutora Sónia Margarida Ricardo Bentes, Professora Coordenadora na área científica de Finanças.

Constituição do Júri:

Presidente do Júri: Doutor Ricardo Correia

Arguente: Doutor Raúl Navas

Orientador: Doutora Sónia Bentes

Lisboa, maio de 2024

Dissertação elaborada ao abrigo do projeto IPL/IDI&CA2023/RISKFIN_ISCAL

Agradecimentos

Aos meus pais, irmãs, amigos e colegas, por terem-me incentivado a prosseguir nesta jornada; ao meu namorado, pois acredito ser quem mais sofreu com os efeitos colaterais; à minha orientadora, Professora Sónia Bentes, incansável na sua disponibilidade, motivação, orientação e contribuições, sem as quais este trabalho não teria sido possível e ao IPL – Instituto Politécnico de Lisboa que através do projeto de investigação IPL/IDI&CA2023/RISKFIN_ISCAL apoiou esta dissertação.

Os meus sinceros agradecimentos.

Resumo

Pretendeu-se com este estudo analisar o efeito dos dias da semana nas rendibilidades diárias do índice S&P 500 para o período de 11 de janeiro de 2016 a 15 de dezembro de 2023. Para tal, aplicou-se um modelo de heterocedasticidade condicionada GARCH – *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedaticity Model*, com variáveis *dummy* para todos os dias da semana menos a sexta-feira para evitar problemas de multicolinearidade. A importância deste estudo enquadra-se na possibilidade de verificação da Hipótese de Mercado Eficiente desenvolvida por Fama, segundo a qual o mercado absorve quaisquer padrões ou efeitos repetitivos que venham a ser conhecidos, incapacitando a possibilidade de previsão de preços. Os resultados obtidos demonstraram que, à exceção de quarta-feira todos os dias da semana têm efeito na volatilidade das rendibilidades. Verificou-se adicionalmente a presença de *clusters* da volatilidade no índice, o que fundamenta a utilidade do modelo estatístico aplicado.

Palavras-chave: efeito dos dias da semana; Modelo GARCH; Hipótese de Mercado Eficiente; S&P 500; *clusters*

Abstract

The aim of this study was to analyze the weekdays effect on the daily returns of the S&P 500 index for the period from January 11, 2016, to December 15, 2023. To achieve the proposed goal, it was applied a Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) model with dummy variables for all weekdays except for Friday to avoid multicollinearity issues. The context and importance of this study lie in the possibility of verifying the Efficient Market Hypothesis developed by Fama, which suggests that the market absorbs any known repetitive patterns or effects, thereby incapacitating the possibility of price prediction. The results obtained demonstrated that, except for Wednesday, all weekdays show to have effect on the volatility of returns. Additionally, the presence of volatility clusters in the index was observed, supporting the utility of the applied statistical model.

Keywords: weekdays effect; GARCH model; Efficient Market Hypothesis; S&P 500; clusters

Lista de Abreviaturas

ADF – Augmented Dickey Fuller

AR - Autoregressive

ARCH - Autoregressive Conditional Heteroscedasticity

ARCH-LM - Autoregressive Conditional Heteroscedasticity – Lagrange Multiplier

BG – Breusch-Godfrey

EUA – Estados Unidos da América

FTSE100 – Financial Times Stock Exchange 100

GARCH – Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity

HME – Hipótese de Mercado Eficiente

JB – Jarque-Bera

KPSS - Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin

LM-ARCH – Li McLeod - Autoregressive Conditional Heteroscedasticity

MMQ – Modelo dos Mínimos Quadrados

S&P 500 – Standard & Poor’s 500

NYSE – New York Stock Exchange

OTC – Over-the-counter

Índice

1	Introdução	1
2	Enquadramento teórico	3
2.1	Índice S&P 500	3
2.2	Teoria do Random Walk	3
2.3	Hipótese de Mercado Eficiente.....	4
2.4	Anomalias de calendário.....	5
2.5	Efeito do dia da semana	6
2.6	Efeito do fim de semana.....	7
2.7	Efeito da anomalia de calendário no índice S&P 500	8
2.8	Hipótese Comportamental.....	10
3	Metodologia.....	12
3.1	Modelo de GARCH.....	12
4	Resultados empíricos	15
4.1	Descrição da Amostra	15
4.2	Resultados para aplicação do modelo GARCH com <i>dummies</i>	18
4.3	Estimação do modelo	22
4.3.1	Testes de estacionaridade	22
4.3.2	Autocorrelação	24
4.3.3	Análise dos resíduos do modelo AR(p)	28
4.3.4	Heterocedasticidade	30
4.3.5	Estimação do modelo AR(p)-GARCH(p,q)	35
5	Conclusão	38
	Referências Bibliográficas.....	40

Índice de Tabelas

Tabela 3.1 - Descrição das variáveis dummy	14
Tabela 4.1 - Medidas de estatística Descritiva para a rendibilidade logarítmica das cotações de fecho do índice S&P500 entre 11/01/2016 a 15/12/202.....	18
Tabela 4.2 - Resultados dos testes de estacionaridade para a rendibilidade logarítmica das cotações de fecho do índice S&P500 entre 11/01/2016 a 15/12/2023	23
Tabela 4.3 - Correlograma para as rendibilidades de segunda-feira do índice S&P500 entre 2016 e 2023	25
Tabela 4.4 - Correlograma para as rendibilidades de terça-feira do índice S&P500 entre 2016 e 2023	25
Tabela 4.5 - Correlograma para as rendibilidades de quarta-feira do índice S&P500 entre 2016 e 2023	26
Tabela 4.6 - Correlograma para as rendibilidades de quinta-feira do índice S&P500 entre 2016 e 2023	26
Tabela 4.7 - Correlograma para as rendibilidades de sexta-feira do índice S&P500 entre 2016 e 2023	27
Tabela 4.8 - Resultados do teste BG para a ausência de autocorrelação nas rendibilidades diárias do S&P500 durante o período de 2016 a 2023.	28
Tabela 4.9 - Correlograma para as rendibilidades de segunda-feira com elemento autoregressivo	30
Tabela 4.10 - Estatísticas obtidas no teste Breusch-Godfrey para a segunda-feira	30
Tabela 4.11 - Resultados do teste à ausência de heterocedasticidade nos resíduos dos modelos obtidas no teste ARCH-LM para o S&P500 durante o período entre 2016 e 2023	31
Tabela 4.12 - Correlograma do quadrado dos resíduos do modelo aplicado às rendibilidades de segunda-feira do índice S&P500 entre 2016 e 2023.....	32

Tabela 4.13 - Correlograma do quadrado dos resíduos do modelo aplicado às rendibilidades de terça-feira do índice S&P500 entre 2016 e 2023	33
Tabela 4.14 - Correlograma do quadrado dos resíduos do modelo aplicado às rendibilidades de quarta-feira do índice S&P500 entre 2016 e 2023	33
Tabela 4.15 - Correlograma do quadrado dos resíduos do modelo aplicado às rendibilidades de quinta-feira do índice S&P500 entre 2016 e 2023	34
Tabela 4.16 - Correlograma do quadrado dos resíduos do modelo aplicado às rendibilidades de sexta-feira do índice S&P500 entre 2016 e 2023	34
Tabela 4.17 - Resultados do modelos AR(1)-GARH(1,1) para as rendibilidades do índice S&P500	35
Tabela 4.18 - Correlograma dos resíduos do modelo AR(1)-GARCH(1,1)	36
Tabela 4.19 - Teste ARCH-LM aplicado aos resíduos dos modelos AR(1)-GARCH(1,1).....	36

Índice de Figuras

Figura 4.1 - Evolução das cotações diárias do índice S&P 500 entre 11/01/2016 e 15/12/2023	15
Figura 4.2 - Evolução das rendibilidades do S&P 500 no período entre 11/01/2016 e 15/12/2023	17
Figura 4.3 - Histograma das rendibilidades do S&P 500 à segunda-feira no período de 11/01/2016 a 15/12/2023	20
Figura 4.4 - Histograma das rendibilidades do S&P 500 à terça-feira no período de 11/01/2016 a 15/12/2023.....	20
Figura 4.5 - Histograma das rendibilidades do S&P 500 à quarta-feira no período de 11/01/2016 a 15/12/2023.....	20
Figura 4.6 - Histograma das rendibilidades do S&P 500 à quinta-feira no período de 11/01/2016 a 15/12/2023.....	21

Figura 4.7 - Histograma das rendibilidades do S&P 500 à sexta-feira no período de 11/01/2016 a 15/12/2023.....	21
Figura 4.8 - Histograma das rendibilidades do S&P 500 para todos os dias da semana (amostra total) no período de 11/01/2016 a 15/12/2023.....	21

1 Introdução

O estudo das anomalias de calendário tornou-se de grande interesse para os investigadores pela sua capacidade em contradizer a Hipótese de Mercado Eficiente (HME), por sua vez desenvolvida à luz da teoria do *Random Walk*. Estas teorias foram desenvolvidas no século passado e continuam a ser consideradas como forma de argumentação clássica para a explicação da formação dos preços nos mercados. Defendem respetivamente que o mercado é eficiente e que a formação dos preços é aleatória, de tal forma que não existe possibilidade de, a partir da observação histórica dos preços, efetuar arbitragem.

As anomalias de calendário podem ser várias, sendo as mais comuns referentes a dias específicos do ano como o *Halloween* ou outros feriados, dias da semana, fim de semana, semanas do ano, meses do ano, partes de mês ou fases da lua.

O efeito dos dias da semana são um tipo de anomalia de calendário, ou seja, um padrão que se verifica nos preços das ações em determinados momentos do calendário do ano. Caso se verifique que uma anomalia de calendário se encontra presente e que por isso influencia o preço de um ativo no mercado, tal significa que existe uma lacuna na Hipótese de Mercado Eficiente, uma vez que este tipo de informação não se encontra ainda assimilado apesar do seu conhecimento público. Atualmente existem vários estudos sobre as anomalias de calendário em que estas são verificadas, contudo, outros há que apontam para o seu desaparecimento, defendendo a continuidade da HME. A par da sua verificação começaram igualmente a surgir estudos sobre a ligação entre o efeito da segunda-feira, também conhecido como efeito do fim-de-semana, com o comportamento emocional ou irracional dos investidores à da segunda-feira, sobretudo por razões do *mood*. Esta última vertente de estudos baseia-se na Hipótese Comportamental.

Neste contexto a presente dissertação pretende verificar se o efeito dos dias da semana ainda se encontra presente no índice S&P 500 utilizando para tal o período compreendido entre 11 de janeiro de 2016 e 15 de dezembro de 2023. Decidiu-se abordar a anomalia referente aos dias da semana por ser uma das mais estudadas, permitindo o contacto com várias hipóteses explicativas e também por nesta estar implícito o efeito do fim de semana.

Foi escolhido o S&P 500 por tratar-se do índice com maior volume de negociações e liquidez, sendo por isso aquele que melhor reflete o estado generalizado dos mercados financeiros.

O método estatístico utilizado para o tratamento de dados foi o modelo *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*, ou modelo de GARCH (1,1), com incorporação de variáveis *dummy* e um elemento de autoregressão para o dia da segunda-feira. Trata-se de um modelo com grande adequação para séries temporais financeiras e que respeita na sua modelação a presença de volatilidade condicionada nos resíduos. Ao considerar o conceito de volatilidade condicionada, este modelo permite modelar os *clusters*, ou grupos homogéneos que derivam da presença de informação passada na volatilidade.

Relativamente à estrutura, a presente dissertação está dividida em cinco secções principais. À presente introdução segue-se o enquadramento teórico, onde se apresentam as principais correntes que sustentam o tema assim como os principais estudos sobre a anomalia no índice S&P 500. A terceira secção é dedicada à metodologia, procedendo-se à descrição das equações utilizadas segundo o modelo de GARCH. Na quarta secção apresenta-se a análise dos resultados empíricos obtidos através da observação dos dados da amostra e da aplicação do modelo, ao qual é feita a validação dos pressupostos e a estimação dos coeficientes do modelo. Por fim, na conclusão são apresentados os principais resultados, nos quais se destaca a presença do efeito do dia da semana nas volatilidades para todos os dias da semana com exceção da quarta-feira. Enfatiza-se ainda as implicações dos resultados obtidos para o tema das anomalias de calendário assim como direções para estudos futuros.

2 Enquadramento teórico

O presente capítulo tem como objetivo proporcionar uma visão geral do objeto deste trabalho, incidindo sobre os estudos relacionados com as anomalias de calendário.

2.1 Índice S&P 500

O índice de preços Standard & Poor's ou S&P Composite foi formado a 3 de janeiro de 1928. Inicialmente o índice é composto pelos preços das 90 mais valiosas ações do New York Stock Exchange (NYSE). A partir de 1 de março de 1957, passa a refletir o preço das 500 mais bem cotadas empresas do NYSE.

Desde a sua abertura até junho de 1952, o NYSE oferecia 6 dias de negociação por semana, encerrando apenas ao domingo. No entanto, ao sábado, apenas estava aberto durante duas horas, das 10 da manhã ao meio-dia (Keim e Stambaugh, 1984).

Por se tratar de um índice com grande liquidez ele reflete nos seus resultados o estado generalizado dos mercados.

2.2 Teoria do Random Walk

O conceito do *Random Walk* tem a sua origem na tese de mestrado do matemático francês, Louis Bachelier, com o título *Théorie de la Spéculation* (1900). Neste trabalho o autor constata que vários fatores, naturais e artificiais e aparentemente sem relações entre si, são a causa para os movimentos de preço nos mercados. O seu objetivo é o de traduzir matematicamente estes movimentos para um momento estático do mercado, partindo da maior ou menor probabilidade que cada um dos fatores têm em influenciar o mesmo. Através de várias fórmulas matemáticas executadas para calcular as probabilidades, Bachelier conclui que o mercado obedece às leis da probabilidade.

A teoria do *Random Walk* aplicada à investigação dos preços das ações é composta por dois princípios: preços sucessivos são independentes entre si; as mudanças de preços obedecem a uma distribuição probabilística. A teoria é defendida por Fama em 1965 ao

apresentar provas empíricas sobre os dois princípios. O seu objetivo é provar que não é possível prever os preços das ações a partir dos preços históricos, ou seja, defende que as séries temporais de preços não têm memória (Fama, 1965) e que por isso não é possível obter lucros excepcionais a partir da observação dos preços ou padrões passados. Verifica ainda, que mesmo que existam alguns padrões, como notícias boas tendem a seguir a notícias boas, ou a notícias más seguem-se outras notícias más, este tipo de informação é assimilado pelos participantes do mercado de tal forma, que os preços refletem imediatamente o seu valor intrínseco.

Se as rendibilidades das ações obedecem a um passeio aleatório, não existe razão para que alguns dias da semana apresentem rendibilidades consistentemente maiores ou menores relativamente a outros dias da semana, ou seja, o modelo do *Random Walk* implica que os rendibilidades das ações no mercado não variam consoante um padrão específico. As anomalias de calendário, por se constituírem como padrões, possibilitam que se façam previsões sobre o preço das ações em determinados momentos, constituindo assim um argumento contra a independência dos preços, ou do *Random Walk*.

2.3 Hipótese de Mercado Eficiente

A Hipótese de Mercado Eficiente é um dos mais importantes e controversos conceitos no universo financeiro (Shehadeh e Zheng, 2023). Foi desenvolvida por Fama entre 1965 e 1970, tendo como base a teoria do *Random Walk* e os seus princípios de independência e aleatoriedade. Segundo a HME o comportamento dos mercados é eficiente, quando os preços refletem integralmente as informações disponíveis, não havendo, por isso, possibilidade de ganhos excepcionais para além dos que são obtidos a partir das informações disponíveis (Fama, 1965). Fama ajusta a HME em três graus ou formas de força distintos. A forma fraca, apresenta-se quando os preços refletem apenas os preços históricos associados; a forma semiforte, na qual os preços incluem todas as informações públicas disponíveis, como divulgações de lucros anuais, de dividendos, de fusões, *stock splits*, entre outras; a forma forte, onde os preços das ações incorporam informações apenas acessíveis a determinados investidores ou grupos com acesso monopolístico sobre a ação (Fama, 1970).

As anomalias de calendário são consideradas um argumento contra a forma semiforte de Eficiência de Mercado (Copeland e Weston, 1988), já que, se a informação é conhecida após a sua publicação, o mercado deveria incorporar a mesma até que o seu preço deixasse de possibilitar a prática de arbitragem. Se as previsões são uma realidade passa a haver possibilidade de lucros fora do normal pelos investidores que adotem estas informações nas suas estratégias.

2.4 Anomalias de calendário

O conceito de anomalias de calendário, inicialmente denominado por movimentos sazonais (Thaler, 1987), tem vindo a ser estudado e desenvolvido em paralelo com a HME, desde inícios do século passado. Os anos 80 são em especial muito prolíferos em estudos sobre esta matéria.

Referem-se a padrões ou anomalias nos preços das ações que se manifestam em determinados momentos do calendário do ano. Estes podem ser dias específicos como dias de festa ou feriados, semanas, meses, partes do mês ou do ano, como férias escolares (Fang et al, 2018), fases da lua (Yuan et al, 2006), entre outros.

Neste contexto, o estudo sobre as anomalias de calendário tem sido desenvolvido sobre diferentes mercados e produtos financeiros. Por exemplo nos mercados das *commodities* (Chhabra, 2022) ou nos mercados de investimentos em produtos de luxo, como diamantes, vinhos, selos e arte (Plastun *et al*, 2022). Entre os vários estudos encontram-se aqueles que atestam que as anomalias de calendário têm vindo a desaparecer como Zilca (2017), no seu estudo do efeito do dia da semana, ou mesmo que estas, na sua grande maioria, não existem (Giovanis, 2009), ou que os efeitos desaparecem ao se introduzir custos de transação como comissões, spreads e taxas (Caporale & Zakirova, 2017).

Uma das tendências para explicar a existência das anomalias de calendário baseia-se na Hipótese Comportamental (*Behavioral hypothesis*). Esta foi introduzida em 1988 por Jacobs e Levy, ao argumentarem que a psicologia é mais promissora para explicar este tipo de anomalia ou comportamentos do que um modelo económico. A hipótese baseia-se no fato dos investidores por vezes agirem de forma “irracional” (Rystrom e Benson, 1989), em que as suas decisões económicas podem ser influenciadas por emoções, estados

de humor ou peculiaridades psicológicas. Relacionam-se os estados do humor com o comportamento, associando humores menos bons com comportamentos mais prudentes e menor propensão a tomar riscos (Zilca, 2017). Esta vertente do estudo comportamental tem vindo a desenvolver-se cada vez com maior granularidade, podendo distinguir-se a influência do humor do investidor na sazonalidade, entre investidor individual e investidor institucional (Gould *et al*, 2023). A distinção entre tipo de investidor e a sua influência nas anomalias de calendário é também estudada a nível das tendências de escolha por certas ações. Normalmente as ações mais pequenas e especulativas são preferencialmente negociadas por investidores individuais, sendo que as maiores ações são sobretudo transacionadas por investidores institucionais. Neste contexto a explicação avançada é a de que as anomalias observadas têm mais a ver com o tipo de investidor do que com um comportamento generalizado (Ali e Ülkü, 2020).

Outros ainda estudam o comportamento das anomalias numa perspetiva histórica (Urquhart & McGroarty, 2014; Plastun *et al*, 2019) e à luz da Hipótese de Mercados Adaptativos (Xiong *et al*, 2019; Bassiouny *et al*, 2023).

2.5 Efeito do dia da semana

O efeito do dia da semana é talvez o mais antigo efeito a ser estudado. Analisa as rendibilidades diárias em séries temporais mais ou menos longas, para depois identificar se existem dias em que a rendibilidade obedece a um padrão específico. Por norma a rendibilidade diária é definida como sendo a alteração do preço mais os dividendos, que ocorre entre o fecho de um dia e o fecho do dia seguinte.

Dos estudos mais recentes até agora consultados, verifica-se que o efeito do dia de semana nem sempre é evidente nos mercados. Para o S&P500, durante o período entre 1971 e 2021, no estudo de Bassiouny *et al* (2023), apenas se verificou o efeito para a segunda-feira. No entanto, para o mesmo período, no Nasdaq verificou-se também o efeito da quarta-feira, e nos mercados chineses apenas há evidências para outros dias da semana, não incluindo a segunda-feira. Nos mercados do médio oriente, foram encontradas evidências deste efeito em pelo menos 7 países (Shehadeh e Zheng, 2023), no entanto, cabe notar que nestes mercados os dias de negociação começam ao domingo e terminam

à quinta-feira. A par do efeito de segunda-feira, nos mercados do médio oriente, também se destacou o efeito de quinta-feira, correspondendo ao último dia da semana, com rendibilidades mais altas que a média dos outros dias. Na Austrália, verifica-se um efeito de terça-feira, com menores rendibilidades. Segundo Chiah e Zhong (2021), este efeito tem como causa o efeito de segunda-feira a decorrer ainda nos Estados Unidos da América (EUA), altura em que os mercados da Austrália abrem à terça-feira. Os autores destacam o efeito do *Tuesday Blues*, sobretudo nas ações mais especulativas, justificando que a sua negociação, por incidir sobre produtos onde a sua avaliação é mais difícil, dependa mais do humor. Assim, o estado de humor do investidor na Austrália é contagiado pelas baixas rendibilidades de segunda-feira dos EUA. O efeito negativo na terça-feira também foi encontrado nos mercados indianos, no período estudado entre 2005 e 2018 por Paital e Panda (2018).

Em outros estudos relativamente recentes têm-se verificado que o efeito do dia da semana tem vindo a declinar ao longo do tempo, como no caso de Zilca (2017) cujo estudo abrange vários mercados, incluindo o NYSE, com dados entre 1953 e 2006, ou como no caso das ações do mercado do Reino Unido (FTSE100), onde se verificou o desaparecimento do efeito da segunda-feira para a década dos anos 90 (Steeley, 2001).

Economicamente o efeito do dia da semana têm um impacto considerado pequeno (Rystrom e Benson, 1989) e que acaba por se perder nas comissões e taxas associadas às transações.

2.6 Efeito do fim de semana

O efeito de fim de semana é um derivado do efeito do dia da semana para a segunda-feira. Por esta razão pode também ser denominado de efeito de segunda-feira. Consiste na tendência de a segunda-feira apresentar rendibilidades mais baixas, comparativamente às rendibilidades observadas nos restantes dias da semana. Ele foi inicialmente estudado como efeito de segunda-feira, apenas sendo considerado efeito de fim de semana a partir do estudo de Richard Rogalski em 1984.

O primeiro estudo sobre o efeito de segunda-feira atribui-se a Fields e data de 1931, altura em que os mercados estavam abertos ao sábado e que por isso apenas existia um dia em

que não havia negociação. Fields parte do pressuposto que os negociadores não querem ficar com contas *long* durante o fim de semana e que por isso vendem as posições, baixando os preços ao sábado. Os estudos são realizados sobre o *Dow Jones* entre 1915 e 1930. Uma explicação semelhante, mas mais recente, avança que a causa do efeito reside nos riscos inerentes às vendas a descoberto, ou seja, existe uma tendência de à sexta-feira comprar-se ativos com a objetivo de cobrir posições *short*, eliminando o risco de permanecer com posições a descoberto durante o fim de semana. Os resultados em sinal contrário à segunda-feira, justificam-se, neste caso, pela retoma das posições *short* (Chen e Singal, 2003). Esta hipótese foi alvo de estudo nos mercados de Hong Kong (Gao *et al*, 2015) e Taiwan (Yan *et al*, 2016), sem que tenham sido encontradas evidências de que a venda a descoberto influenciasse no efeito do fim de semana. No caso de Taiwan, por exemplo, a atividade de cobertura das posições a descoberto, ou seja, compra de posições, mostrou-se mais frequente à segunda-feira do que à sexta-feira, o que contraria a hipótese em questão.

Em 1981, ainda antes de se reconhecer como efeito de fim de semana, Gibbons e Hess verificam nos títulos do tesouro americano e em ações do *Dow Jones* a presença do efeito de segunda-feira. Uma das justificações apresentada por estes autores é a dos dias de *settlement* ou de liquidação. O argumento é o de que todo o período de dias de *settlement* que não fosse múltiplo de 5 iria causar um efeito de dia da semana. Ora entre 1962 e 1968 era necessário esperar 4 dias úteis para receber o pagamento referente à venda de uma ação, logo era vantajoso vender à segunda-feira para receber na sexta-feira. Se a venda fosse realizada num outro dia da semana, teria de se esperar 6 dias para receber o pagamento. Esta proposta de justificação não teve seguimento, pois o efeito continuou a persistir depois, quando o período de *settlement* passou a ser de 5 dias úteis (Thaler, 1987).

2.7 Efeito da anomalia de calendário no índice S&P 500

Relativamente ao índice S&P 500 o primeiro estudo de interesse sobre esta anomalia é de Cross e data de 1973. Cross analisa as rendibilidades no S&P 500 entre 1953 e 1970. A data de 1953 é importante porque é a partir da qual os mercados passam a estar fechados

ao sábado e o fim de semana passa a contar com dois dias de mercado fechado. Cross observa a presença do efeito no período estudado. Em 1980, French publica outro estudo sobre o S&P 500 durante o período de 1953 e 1977. As suas observações são realizadas sobre períodos e subperíodos de 5 anos, demonstrando a presença do efeito de fim de semana. Conclui que a rentabilidade média é negativa à segunda-feira e positiva para todos os outros dias da semana. A explicação que parece mais lógica a French baseia-se no fato de que as informações disponibilizadas antes do fim de semana tenderem a ser desfavoráveis. Por exemplo, as empresas podem adiar as más notícias para o final da semana para que estas tenham mais tempo de ser analisadas e refletidas evitando desta forma uma corrida de pânico às vendas. No entanto, apesar deste comportamento poder existir, o autor nota que ele não poderá ser a causa da regularidade dos resultados obtidos. Se fosse sempre assim, os investidores começariam a descontar o valor das ações ao longo da semana, antecipando a chegada das más notícias ao fim de semana. O que é certo é que mais tarde, o efeito das notícias e o fato da maioria das notícias negativas ser publicado à sexta-feira vai ser estudado e ser apresentado como predecessor da hipótese comportamental (Rystrom e Benson, 1989). Com dados entre 1981 e 1985, Damodaran (1989), inclusive, defende que o fator das notícias negativas sobre dividendos e resultados serem sobretudo publicitadas à sexta-feira, contribui em 3,4% para o efeito do fim de semana.

Em 1984, Rogalski estuda o S&P 500, entre 1979 e 1984, tendo como foco as rentabilidades à segunda-feira. Ao observar as diferenças de preço ao longo do dia, conclui que as rentabilidades negativas ocorrem logo a partir do preço de abertura à segunda-feira e não no preço de fecho. Durante o dia, de segunda-feira, os preços sobem a partir da abertura. Pelo fato do comportamento de preço ser ascendente ao longo do dia, ele conclui que o efeito de segunda-feira é na verdade um efeito de fim de semana, pois o valor desceu durante o período em que o mercado esteve fechado (Rogalski, 1984). Ele também vai defender que o efeito de segunda-feira está ligado ao efeito do mês de janeiro e às empresas de menores dimensões, onde se observam melhores rentabilidades à segunda-feira e em janeiro.

Também em 1984, Keim e Stambaugh estudam a anomalia no S&P 500 entre 1928 e 1982, num total de 55 anos. Constatam a presença do efeito de fim de semana no índice, assim como em ações de grande e pequena capitalização e em transações *over-the-counter*

(OTC). Eles estudam a ligação entre o efeito de fim de semana e a dimensão das empresas, e verificam uma tendência de quanto menores são as empresas maiores são as rendibilidades à sexta-feira.

Mais recentemente o efeito foi estudado para o período entre 1971 e 2021, no índice S&P 500, observando-se que o efeito de fim de semana aparece e desaparece em diferentes séries temporais (Bassiouny *et al*, 2023).

2.8 Hipótese Comportamental

No seio da hipótese comportamental Rystom, no seu artigo de 1989, refere que muitas pessoas começam a semana de trabalho com alguma relutância e que a segunda-feira é frequentemente encarada como um “*bad day*”, em comparação aos outros dias da semana. Justifica que estas atitudes perante o dia da semana não podem ser descartadas quando se estuda o comportamento dos mercados financeiros, sobretudo quando se estudam as anomalias de calendário. Assume ainda que as evidências retiradas dos estudos psicológicos são demasiado fortes para não serem consideradas uma causa para o efeito do dia da semana, sobretudo no que diz respeito aos resultados obtidos para as baixas de humor à segunda-feira, constando que apenas 2% preferem este dia, e 65% considera ser o dia da semana em que o seu estado de humor é pior.

Começam assim a surgir estudos que relacionam o efeito do fim de semana com o sentimento dos investidores. Sentimento aqui definido como crenças irracionais ou expectativas sem informações de base sobre de como os produtos financeiros se vão comportar no futuro (Kim e Ryu, 2022). O fato da segunda-feira apresentar rendibilidades menores pode ser explicado por razões de mudanças de humor, que associam as más rendibilidades associando-se os primeiros dias da semana a estados de mau humor (Birru, 2018; Zilca, 2017).

No contexto dos estudos sobre o efeito do fim de semana e dos investidores individuais, Abraham e Ikenberry (1994) destacam a influência do comportamento de negociação dos investidores individuais, que são mais ativos a vender à segunda-feira, sobretudo no seguimento de más notícias relativas ao mercado e no mercado das pequenas e médias empresas, onde os investidores individuais estão mais presentes. De forma oposta, outros

autores defendem o papel dominante dos investidores institucionais no efeito do fim de semana (Brockman e Michayluk,1998).

Curiosamente o efeito de segunda-feira encontra-se presente nos mercados do Médio Oriente, onde o primeiro dia de negociação é o domingo e não a segunda-feira (Shehadeh e Zheng, 2023).

3 Metodologia

Neste capítulo são descritas as equações utilizadas para a elaboração deste estudo e que foram elaboradas segundo o modelo de GARCH.

3.1 Modelo de GARCH

O modelo escolhido para examinar as relações entre as variáveis de calendário e a volatilidade do S&P 500 é o modelo *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*, ou GARCH (1,1) com incorporação de variáveis *dummy*. O modelo de GARCH foi desenvolvido por Bollerslev (1986) e tem sido a principal ferramenta para modelar as previsibilidades e as variações de volatilidade nas rendibilidades ao longo do tempo (Hansen e Lunde, 2005). Ou seja, este modelo permite modelar fenómenos de grupos homogêneos ou *clusters* (Bentes, 2011), recorrendo ao conceito de volatilidade condicionada (σ_t^2) da média das rendibilidades dos erros estimados (ε). A volatilidade condicionada significa que a mesma varia ao longo do tempo conforme a informação passada (Shehadeh e Zheng, 2023), ou seja, a volatilidade evolui no tempo apresentado uma dependência com os resíduos passados (Bentes, 2011). Pelo contrário, a variância incondicional, por ser uma medida única, não consegue integrar que eventos do passado condicionem a volatilidade ao longo da série, e por isso não consegue capturar o efeito dos *clusters* na volatilidade.

Os *clusters* são característicos na observação da volatilidade em séries temporais financeiras, como no caso dos preços sequenciais de um índice. Identificam períodos nos quais os preços ou as suas rendibilidades sofrem grandes variações por um período extenso para depois voltarem a apresentar preços com menores alterações durante outro período mais longo (Bentes, 2011). Estas variações mais longas de períodos de grandes oscilação e de períodos de menores mudanças permitem identificar os *clusters* na linha temporal da volatilidade.

Relativamente às anomalias de calendário, uma forma simples de examinar a sua presença em séries temporais, é a de incluir as variáveis *dummy* na equação de regressão (Charles, 2010).

A equação utilizada para o modelo é:

$$R_{it} = \mu_0 + \sum_{i=1}^p \phi_i R_{t-1} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \sum_{k=1}^4 \lambda_k D_{kt} + \varepsilon_t \quad (3.1)$$

O R_{it} representa a rentabilidade do índice (i) S&P 500 no momento t ; o μ_0 representa a constante, isto é, a variável dependente, ou o valor médio da rentabilidade quando todas as variáveis independentes têm valor zero; a componente $\sum_{i=1}^p \phi_i R_{t-1}$ representa a aplicação de um elemento de autoregressão em ordem p , da rentabilidade, calculada pelos momentos $t - 1$, e ϕ_i representa o efeito do valor passado em q sobre o valor presente de R_{it} , ou seja, a soma de todos os valores de ϕ_i dá-nos o efeito da autocorrelação sobre o valor de R_{it} ; o $\sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j}$, representa a aplicação da autoregressão em ordem q , do erro, logo com $t - 1$; o $\sum_{k=1}^4 \lambda_k D_{kt}$ representa as variáveis *dummy*; o erro estimado ou ε_t , é igual a $z_t \sigma_t$ onde o erro obedece a uma distribuição normal com média zero e variância constante, $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2)$ e a z_t corresponde a uma variável independente e identicamente distribuída com distribuição normal de média zero e variância 1, $z_t \sim i. d N(0,1)$. Neste modelo q e p estão parametrizados para 1 correspondendo a uma equação de tipo GARCH (1,1).

Para a variância condicionada a equação do modelo é:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 + \sum_{k=1}^4 \delta_k D_{kt} \quad (3.2)$$

O σ_t^2 é a volatilidade condicionada no momento t . A volatilidade assim estimada encontra-se num momento à frente, e é calculada com base nas informações passadas do valor quadrado tanto da variância condicionada como do erro relativos ao período anterior, respetivamente, $\beta \sigma_{t-1}^2$ e $\alpha \varepsilon_{t-1}^2$. O ω representa a constante. Os parâmetros devem satisfazer as condições $\omega > 0$, $\alpha \geq 0$ e $\beta \geq 0$ para garantir que o valor da volatilidade condicionada seja sempre positivo ($\sigma_t^2 > 0$) (Bentes, 2011). O ε_{t-1}^2 é conhecido por efeito ARCH, e o σ_{t-1}^2 por efeito GARCH (Shehadeh e Zheng, 2023, Bentes, 2011). Ou seja, a volatilidade condicionada vai ser dependente da volatilidade passada e do seu erro. D_{kt} relaciona-se com os dias da semana em que os mercados estão

abertos. Trata-se de uma variável binária cujo valor varia apenas entre zero e um. Assim $D_{1t} = 1$ se o dia t é a segunda-feira e $D_{1t} = 0$ se t corresponder a outro dia da semana diferente. Da mesma forma, $D_{2t} = 1$ se t for terça-feira, $D_{3t} = 1$, se t igual a quarta-feira e $D_{4t} = 1$ se t corresponder à quinta-feira. É excluída uma quinta variável *dummy* para a sexta-feira para evitar a armadilha das variáveis artificiais (*dummy variable trap*) (Charles, 2010; Paital e Panda, 2018).

Tabela 3.1 - Descrição das variáveis *dummy*

Variável <i>dummy</i>	Descrição das Variáveis
D_{1t}	$D_{1t} = 1$ se for segunda-feira e 0 caso não seja
D_{2t}	$D_{2t} = 1$ se for terça-feira e 0 caso não seja
D_{3t}	$D_{3t} = 1$ se for quarta-feira e 0 caso não seja
D_{4t}	$D_{4t} = 1$ se for quinta-feira e 0 caso não seja

Nota: o efeito da sexta-feira está expresso na constante.

A constante ω representa a volatilidade condicionada à sexta-feira. Os valores dos coeficientes de $\alpha\varepsilon_{t-1}^2$ a $\beta\sigma_{t-1}^2$ mostram as variações na volatilidade condicionada da sexta-feira. Um ω estatisticamente significativo confirma a presença do efeito do dia da semana.

4 Resultados empíricos

Neste capítulo é feita a descrição da amostra e a caracterização das suas propriedades do ponto de vista estatístico. Realiza-se também a análise dos resultados obtidos pela utilização do modelo de GARCH com variáveis *dummy*, a validação dos seus pressupostos e a estimação do modelo.

4.1 Descrição da Amostra

O conjunto de dados para amostra foi retirado da Bloomberg e refere-se às observações diárias das cotações de fecho do S&P 500. A amostra compreende o período entre 11 de janeiro de 2016 e 15 de dezembro de 2023, no qual se incluíram os valores para os feriados que ocorreram durante a semana, a fim de conservar o número de observações numa base semanal. O total da amostra considera um total de 2070 observações diárias. Quando os testes são aplicados às rendibilidades o número de dados é de 2069, pois não se pode calcular a rendibilidade para a primeira observação. A análise foi realizada com recurso ao *software EViews*.



Figura 4.1 - Evolução das cotações diárias do índice S&P 500 entre 11/01/2016 e 15/12/2023

A figura 4.1 apresenta a evolução dos preços diários do S&P 500 durante o período em estudo. De uma forma global a linha desenhada pelo gráfico relata uma subida dos preços entre o início de 2016 e o final de 2021. Não obstante, durante este período observam-se dois momentos de queda acentuada. A primeira descida tem lugar em outubro de 2018, prolongando-se até ao final do mesmo ano e caracteriza-se por uma perda de cerca 10% nos preços. Esta descida tem como principal causa a guerra comercial imposta pelos Estados Unidos da América à China, sobretudo no que respeita às taxas comerciais sobre o aço e o alumínio (Frazee, 2018). A tensão criada, cujo impacto é extremamente negativo nos mercados, é aliviada no final do ano quando novas negociações sobre as tarifas é acordada entre os presidentes das duas potências, Donald Trump e Xi Jinping. A segunda descida ocorre nos primeiros meses do ano de 2020, sobretudo fevereiro e março, e tem como causa o reconhecimento global da pandemia do Covid-19, cujo vírus se encontra neste momento disseminado pela maioria dos países. Neste contexto os países implementam medidas de confinamento e distanciamento social implicando a contração de grande parte dos negócios, gerando consequências como a rápida contração da economia e a queda dos preços nos mercados. Após este primeiro choque, os preços recuperam rapidamente devido às medidas mitigadoras disponibilizadas pelos governos e bancos centrais, relativas à redução da carga fiscal e ajudas monetárias. Outro fator que contribui para esta subida foi o desenvolvimento e administração da vacina para o vírus Covid-19. Nesta conjuntura verifica-se uma subida acentuada do índice até final de 2021, ano em que o mesmo registou um ganho de quase 27% (Miao, 2021). No ano de 2022, a invasão da Rússia na Ucrânia vai provocar uma visível instabilidade dos preços ao longo de todo o período, onde as descidas de preço predominam sobre as subidas. Nos primeiros meses do ano de 2023 estabiliza-se um cenário de subida, sofrendo nova queda com o despoletar do conflito entre Israel e o Hamas em outubro do mesmo ano.

A partir da recolha dos preços do índice, são calculadas as rendibilidades do índice. A utilização das rendibilidades em vez dos preços é muito comum em finanças, devido ao fato de os preços apresentarem sempre valores positivos. Pelo contrário, as rendibilidades, ao registarem a variação o preço, podem ser negativas. Por outro lado, as rendibilidades são estacionárias, ou seja, as suas propriedades estatísticas não variam de forma sistemática ao longo do tempo, o que constitui um pressuposto dos modelos de tipo

GARCH (Bentes, 2011). Relativamente à sua logaritmação, esta é utilizada para obter um alisamento dos resultados, ou seja, menores variações. A percentagem logarítmica da rendibilidade é calculada pela fórmula:

$$R_t = [\ln(P_t) - \ln(P_{t-1})] * 100$$

onde R_t representa a rendibilidade do índice no momento t , \ln o logaritmo natural, e P_{t-1} e P_t , dois preços de fecho consecutivos.

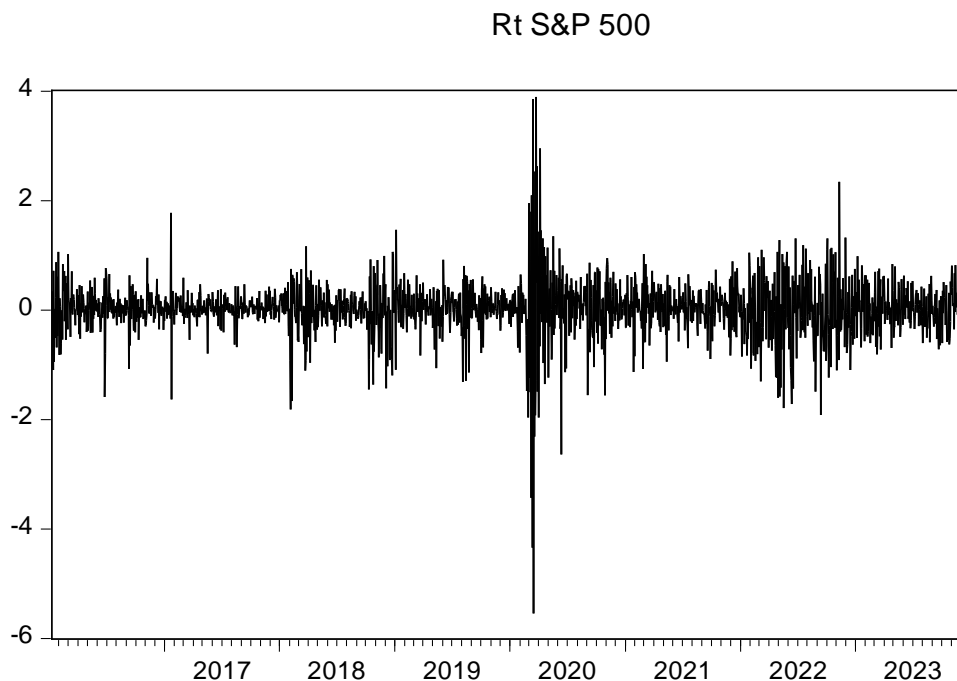


Figura 4.2 - Evolução das rendibilidades do S&P 500 no período entre 11/01/2016 e 15/12/2023

A figura 4.2 representa os valores das rendibilidades verificadas no índice S&P 500 no período em estudo. Aqui os *clusters* ou agrupamentos são muito evidentes: há um *cluster* de grande volatilidade no início de 2020 a que se segue outro de baixa volatilidade. Novamente surge um *cluster* de alta volatilidade em 2022, a que se segue um de baixa volatilidade. No global verifica-se que a volatilidade é maior no período que tem início em 2020 do que no período anterior a 2020.

Ao comparar-se o gráfico das rendibilidades com o das cotações do índice, verifica-se que estes estão fortemente sincronizados, ou seja, os picos de alta volatilidade nas rendibilidades correspondem a picos no gráfico dos preços, enquanto a baixa volatilidade corresponde a descidas no gráfico dos preços.

4.2 Resultados para aplicação do modelo GARCH com *dummies*

Com o objetivo de aprofundar o comportamento da rendibilidade na série em estudo, realiza-se em seguida a apresentação de uma estatística descritiva resumida e dos histogramas correspondentes a cada um dos dias da semana.

Tabela 4.1 - Medidas de estatística Descritiva para a rendibilidade logarítmica das cotações de fecho do índice S&P500 entre 11/01/2016 a 15/12/202

Dia da Semana	segunda-feira	terça-feira	quarta-feira	quinta-feira	sexta-feira
Média	0.004515	0.035219	0.021853	0.000852	0.031790
Desvio-Padrão	0.547226	0.473534	0.468125	0.514237	0.504697
Assimetria	-2.947395	1.570276	-0.828474	-1.727663	0.647120
Curtose	33.88700	16.30404	7.524156	19.19240	11.90828
Jarque-Bera	17056.03**	3223.346**	400.4323**	4728.798**	1397.811**
Observações	2069	2069	2069	2069	2069

Notas: Jarque-Bera refere o teste de Jarque-Bera; ** Denota um nível de significância de 1%

A tabela 4.1 contém os resultados para a estatística descritiva das rendibilidades. Observa-se que para todos os dias tanto a média como o desvio-padrão apresentam valores próximos de zero. Nota-se ainda que a média tem valores muito baixos quando comparada com o desvio-padrão.

Os valores da média mais elevados são para a terça-feira e sexta-feira sugerindo que as rendibilidades médias são maiores nestes dias. Inversamente os valores mais reduzidos são para a quinta e segunda-feira, indicando rendibilidades médias menores. O desvio-padrão que indica a dispersão em torno da média é mais acentuado para a segunda-feira,

seguindo-se os dias de quinta e sexta-feira, sugerindo maior volatilidade na rendibilidade destes dias. A assimetria ou enviesamento é negativa para a segunda, quarta e quinta-feira e positiva para a terça e sexta-feira. A curtose apresenta valores acima de 3, alguns bastante elevados, evidenciando a presença de *fat tails*. Estes dois fatores em conjunto, assimetria diferente de zero e curtose diferente de 3, indicam que os dados seguem uma distribuição leptocúrtica, e não normal, o que vai de encontro ao esperado quando se trata de séries financeiras (Bentes, 2011). Tal fato é igualmente comprovado pelo teste de Jarque-Bera (JB) a partir do qual se rejeita a hipótese da normalidade. A rejeição da normalidade permite sustentar a utilização de uma metodologia de tipo GARCH.

A estatística JB baseia-se nas medidas da assimetria e da curtose. Se a variável tiver uma distribuição normal, ou seja, se não se rejeitar a hipótese nula de $H_0 =$ distribuição normal, então o valor estatístico de JB deve ser zero. Para os dados apresentados, sendo a $H_0 =$ distribuição normal, os resultados permitem rejeitar a H_0 para todos os dias, com um nível de significância de 1%. A amostra não tem uma distribuição normal, para nenhum dos dias da semana.

A rejeição da hipótese nula pode ser comprovada igualmente nos histogramas apresentados pelas figuras 4.3 a 4.8, onde se observa a presença de curtose elevada, assim como a não normalidade dos dados. A curtose é representada graficamente pela curva mais ou menos acentuada, sendo que quanto mais alta estiver a curva maior é a evidência de *fat tails*. As figuras 4.3 a 4.7 são relativas a cada um dos dias da semana. Verifica-se que o dia de curtose mais elevada é a segunda-feira, seguido da quinta-feira. Pode visualizar-se o enviesamento para a esquerda nos dias de segunda, quarta e quinta-feira, e para a direita na terça e sexta-feira, confirmando os resultados de assimetria negativa e positiva respetivamente. A figura 4.8 apresenta o histograma para a totalidade da amostra no período em estudo e apresenta enviesamento relativo a uma assimetria negativa.

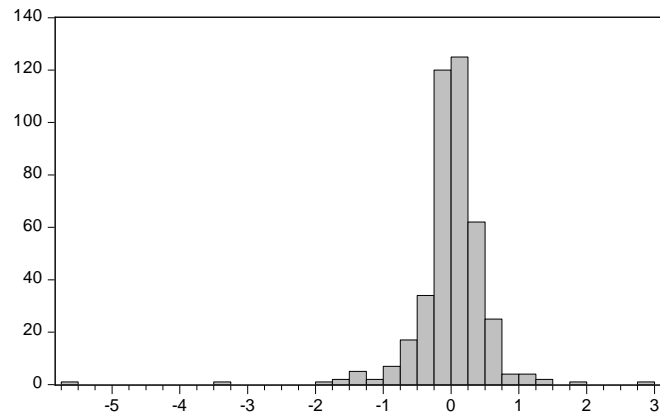


Figura 4.3 - Histograma das rendibilidades do S&P 500 à segunda-feira no período de 11/01/2016 a 15/12/2023

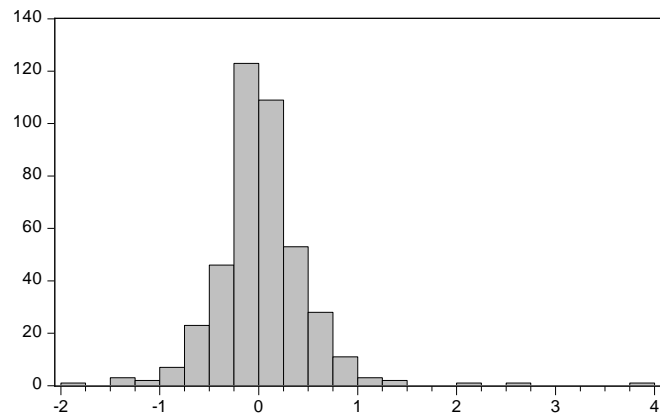


Figura 4.4 - Histograma das rendibilidades do S&P 500 à terça-feira no período de 11/01/2016 a 15/12/2023

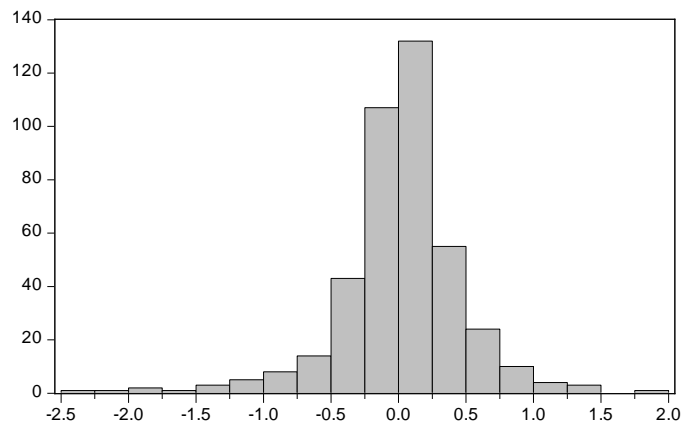


Figura 4.5 - Histograma das rendibilidades do S&P 500 à quarta-feira no período de 11/01/2016 a 15/12/2023

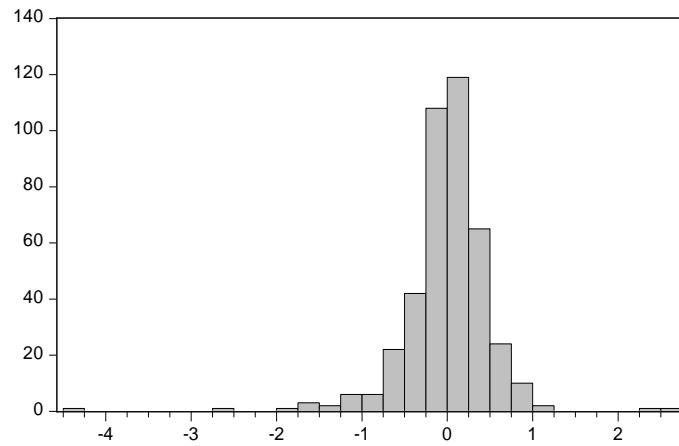


Figura 4.6 - Histograma das rendibilidades do S&P 500 à quinta-feira no período de 11/01/2016 a 15/12/2023

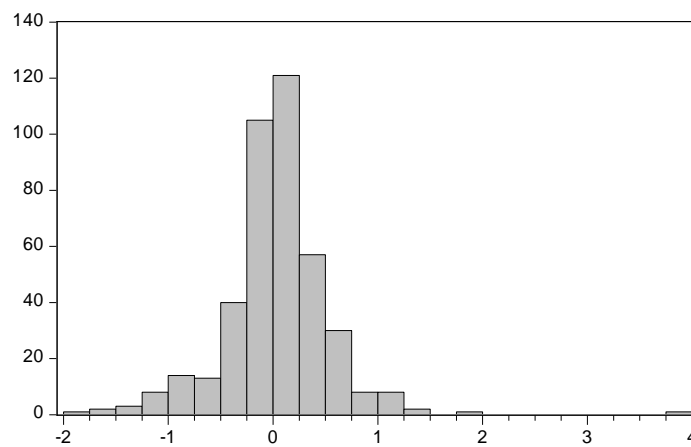


Figura 4.7 - Histograma das rendibilidades do S&P 500 à sexta-feira no período de 11/01/2016 a 15/12/2023

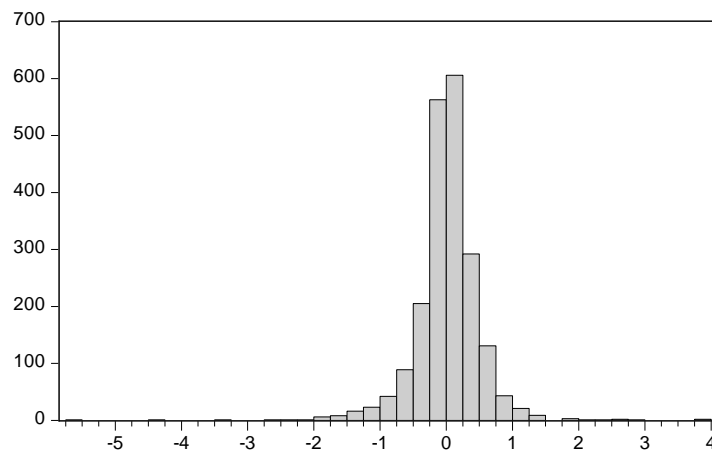


Figura 4.8 - Histograma das rendibilidades do S&P 500 para todos os dias da semana (amostra total) no período de 11/01/2016 a 15/12/2023

4.3 Estimação do modelo

A estimação do modelo permite determinar os parâmetros do modelo a partir dos dados observados. Trata-se de uma etapa fundamental para poder retirar inferências dos resultados obtidos e compreender as relações entre as variáveis.

Contudo, antes de estimar o modelo propriamente dito é necessário verificar previamente os seus pressupostos. O modelo apenas produz resultados fiáveis se obedecer a certos pressupostos. No caso do modelo de tipo GARCH(1,1) os pressupostos são a presença de estacionaridade, a inexistência de autocorrelação (da distribuição do erro) e, uma vez que se trata de um modelo heterocedástico, é necessário também verificar a hipótese da heterocedasticidade com o teste ARCH-LM.

4.3.1 Testes de estacionaridade

A estacionaridade é um conceito importante quando estamos a estimar modelos com séries temporais, pois descreve como os valores estatísticos obtidos se comportam ao longo do tempo. Desta propriedade depende por isso a eficácia do modelo estimado. Uma série é considerada estacionária, quando a sua média, variância e outras propriedades estatísticas, não variam ao longo do tempo. Ou seja, mesmo que existam alterações esperadas ou não esperadas nos valores da série, quando existe estacionaridade, estes choques desaparecem ao fim de algum tempo não persistindo por tempo indeterminado (Bentes, 2011). Caso a série tenha tendências ou obedeça a sazonalidades, verificar-se-á que a série não obedece à propriedade de estacionaridade, pois os seus valores exibem mudanças, mesmo que periódicas.

O teste de estacionaridade ou também teste de raiz unitária, permite avaliar se a série é estacionária ou se existe presença na equação de uma raiz igual a 1, indicando a não estacionaridade da série temporal. Caso estejamos perante uma raiz unitária os dados estatísticos da série exibem uma média e variância que mudam ao longo do tempo. A avaliação da presença de raiz unitária numa série é feita por intermédio de dois testes: o *Augmented Dickey Fuller* (ADF) e o *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin* (KPSS), cujas hipóteses se invertem.

No teste ADF a hipótese nula é:

H_0 : A série exibe raiz unitária.

No teste KPSS a hipótese nula é:

H_0 : A série não exibe raiz unitária.

A tabela 4.2 apresenta os resultados obtidos pela aplicação do teste ADF e KPSS. Os intervalos de confiança usados foram de 1% e 5%. Para o teste ADF os dados para a segunda-feira obtiveram um nível de significância de 5%, enquanto os restantes dias da semana, apresentam valores com significância de 1%. No teste KPSS, nenhum dos resultados exibe significância estatística. Para o teste ADF os dados são estatisticamente significativos, e por isso rejeita-se H_0 . Para o teste KPSS, os resultados obtidos não são estatisticamente significativos, logo não se rejeita a hipótese nula. Os resultados dos dois testes são coerentes entre si, revelando que as sucessões cronológicas possuem estacionaridade, pressuposto para a aplicação do modelo econométrico dirigido à volatilidade condicionada.

Tabela 4.2 - Resultados dos testes de estacionaridade para a rendibilidade logarítmica das cotações de fecho do índice S&P500 entre 11/01/2016 a 15/12/2023

	ADF	KPSS
Segunda-feira	-3,433101*	0,039658
Terça-feira	-13,14579**	0,057611
Quarta-feira	-7,68606**	0,045602
Quinta-feira	-3,653561**	0,024595
Sexta-feira	-4,127959**	0,016886
Amostra total	-13,95787**	0,038673

Notas: ADF significa Augmented Dickeu-Fuller e KPSS representa Kwiatkowski, Phillips, Schmidt and Shin valores críticos de MacKinon (1996) para a constante mais tendência determinística linear: -3.960241 (1%) e -3.410883 (5%); número de *lags* em ambos os casos: 0. Valores críticos do teste KPSS para a constante e tendência 0,216 (1%) e 0,146 (5%). * Denota um nível de significância de 5%; ** Denota um nível de significância de 1%.

4.3.2 Autocorrelação

A autocorrelação ou dependência linear é um problema que surge para as séries cronológicas, desde a sua forma mais simples no Modelo Clássico de Regressão Linear (Gujarati, 2011). Para um modelo de variância condicionada, o pressuposto a obedecer é o de que os termos do erro ou resíduo, ε_t , não estejam correlacionados. Ou seja, que o termo do erro no momento t não esteja correlacionado com o termo do erro no momento $t - 1$, ou qualquer outro erro de um momento passado. Existem alguns testes para detetar a autocorrelação nos dados da série. Neste trabalho os testes utilizados para testar a ausência da autocorrelação são o de *Ljung-Box* e o teste de *Breusch-Godfrey* (BG).

O teste estatístico de *Ljung-Box* ajuda a determinar a autocorrelação com diferente *lags*, ou seja, com diferentes defasamentos ou atrasos (Box e Pierce, 1970), associando-se à função de autocorrelação total (Bentes, 2011).

No teste de *Ljung-Box* a teste a hipótese nula é:

$$H_0 = \text{Não existe autocorrelação.}$$

Caso se rejeite a hipótese nula, tal significa que as correlações identificadas nos diferentes defasamentos têm valor zero ou próximo de zero. Se os resultados forem estatisticamente significantes, então conclui-se que existe autocorrelação e o modelo não pode ser aplicado. Os níveis de significância estatística utilizados no teste são de 1% (**), e de 5% (*).

Os resultados dos correlogramas do quadrado dos resíduos do modelo GARCH(1,1) para as rendibilidades dos dias semanais de segunda-feira a sexta-feira, são apresentados nas tabelas 4.3 a 4.7. Deve observar-se o valor da probabilidade para a autocorrelação. Caso a probabilidade de o valor for estatisticamente relevante e próxima de zero, tal significa que se rejeita H_0 .

Tabela 4.3 - Correlograma para as rendibilidades de segunda-feira do índice S&P500 entre 2016 e 2023

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
.]*	.]*	1	0,139	0,139	8,056	0,005
*].	*].	2	-0,169	-0,193	20,063	0,000
*].	*].	3	-0,124	-0,073	26,509	0,000
.].	.].	4	0,007	0,006	26,531	0,000
.]*	.].	5	0,097	0,064	30,485	0,000
.].	*].	6	-0,033	-0,068	30,936	0,000
.].	.].	7	-0,016	0,029	31,044	0,000
.].	.].	8	0,046	0,046	31,937	0,000
.].	*].	9	-0,048	-0,076	32,910	0,000
.].	.].	10	-0,049	-0,023	33,932	0,000
.].	.].	11	-0,005	0,005	33,944	0,000
.].	.].	12	0,029	0,003	34,310	0,001
.].	*].	13	-0,041	-0,068	35,043	0,001
.].	.].	14	-0,018	0,022	35,182	0,001
.].	.].	15	-0,020	-0,036	35,362	0,002
.].	.].	16	-0,023	-0,036	35,586	0,003
.].	.].	17	0,050	0,058	36,667	0,004
.].	.].	18	-0,041	-0,064	37,382	0,005
.].	.].	19	-0,064	-0,054	39,186	0,004
.].	.].	20	0,039	0,057	39,863	0,005
.].	.].	21	-0,005	-0,039	39,876	0,008
.].	.].	22	0,006	-0,006	39,892	0,011
.].	.].	23	-0,052	-0,041	41,097	0,012
.].	.].	24	0,020	0,044	41,277	0,016
.].	.].	25	0,073	0,024	43,648	0,012
.].	.].	26	0,029	0,029	44,027	0,015
.].	.].	27	0,022	0,045	44,243	0,020
.].	.].	28	-0,006	-0,008	44,257	0,026
.].	*].	29	-0,108	-0,116	49,505	0,010
*].	.].	30	-0,073	-0,034	51,886	0,008
.]*	.]*	31	0,088	0,082	55,385	0,005
.]*	.]*	32	0,181	0,109	70,218	0,000
.].	.].	33	0,019	-0,006	70,377	0,000
*].	.].	34	-0,088	-0,018	73,863	0,000
.].	.].	35	-0,065	-0,016	75,787	0,000
.].	.].	36	-0,016	-0,041	75,899	0,000

Tabela 4.4 - Correlograma para as rendibilidades de terça-feira do índice S&P500 entre 2016 e 2023

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
.].	.].	1	0,035	0,035	0,520	0,471
.].	.].	2	0,013	0,012	0,595	0,743
*].	*].	3	-0,107	-0,108	5,403	0,145
.].	.].	4	-0,055	-0,049	6,696	0,153
.].	.].	5	-0,059	-0,053	8,146	0,148
.].	.].	6	-0,029	-0,037	8,510	0,203
.].	.].	7	0,039	0,032	9,155	0,242
*].	*].	8	-0,098	-0,116	13,240	0,104
.].	.].	9	-0,012	-0,019	13,296	0,150
.].	.].	10	-0,009	-0,005	13,330	0,206
.].	.].	11	0,044	0,022	14,159	0,224
.].	.].	12	-0,037	-0,052	14,759	0,255
.].	.].	13	0,060	0,050	16,298	0,233
.].	.].	14	0,030	0,025	16,695	0,273
.].	*].	15	-0,065	-0,071	18,539	0,235
.].	.].	16	-0,033	-0,030	19,019	0,268
.].	.].	17	0,012	0,022	19,081	0,324
.].	.].	18	-0,003	-0,017	19,086	0,387
.].	.].	19	-0,035	-0,034	19,629	0,417
.].	.].	20	-0,004	-0,020	19,636	0,481
.].	.].	21	0,028	0,031	19,981	0,522
.].	.].	22	0,015	0,016	20,086	0,578
.].	.].	23	0,073	0,060	22,415	0,495
.].	*].	24	-0,051	-0,074	23,559	0,487
.].	.].	25	-0,064	-0,056	25,395	0,440
*].	.].	26	-0,076	-0,049	27,926	0,362
.].	.].	27	0,004	-0,007	27,935	0,414
.].	*].	28	-0,049	-0,068	29,026	0,411
*].	*].	29	-0,085	-0,098	32,268	0,308
.].	.].	30	0,016	0,000	32,387	0,350
.].	.].	31	-0,038	-0,054	33,037	0,368
.]*	.]*	32	0,119	0,092	39,445	0,171
.].	.].	33	0,019	-0,006	39,608	0,199
.].	.].	34	0,023	-0,031	39,857	0,226
.].	.].	35	0,047	0,070	40,877	0,228
.].	.].	36	0,031	0,027	41,321	0,249

Tabela 4.5 - Correlograma para as rendibilidades de quarta-feira do índice S&P500 entre 2016 e 2023

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
*	*	1	-0,074	-0,074	2,275	0,131
.	.	2	-0,023	-0,028	2,493	0,288
.	.	3	-0,014	-0,018	2,573	0,462
*	*	4	-0,111	-0,115	7,729	0,102
.	.	5	0,036	0,018	8,269	0,142
.	.	6	-0,053	-0,057	9,467	0,149
.	.	7	-0,020	-0,032	9,638	0,210
.	.	8	0,035	0,016	10,152	0,255
.	.	9	-0,050	-0,046	11,218	0,261
*	*	10	-0,096	-0,119	15,174	0,126
*	*	11	-0,091	-0,118	18,721	0,066
.	.	12	0,050	0,027	19,784	0,071
.	.	13	-0,013	-0,037	19,858	0,099
.	.	14	-0,005	-0,036	19,869	0,134
.	.	15	0,069	0,045	21,948	0,109
*	*	16	-0,085	-0,088	25,104	0,068
*	*	17	-0,066	-0,110	27,002	0,058
. *	. *	18	0,097	0,082	31,071	0,028
.	.	19	-0,001	0,009	31,072	0,040
.	*	20	-0,017	-0,076	31,196	0,053
.	.	21	0,014	-0,015	31,283	0,069
.	.	22	-0,055	-0,047	32,631	0,067
.	.	23	0,053	0,016	33,889	0,067
.	.	24	0,047	0,050	34,853	0,071
.	.	25	-0,016	0,008	34,960	0,089
.	.	26	0,012	-0,027	35,024	0,111
.	.	27	-0,023	-0,051	35,269	0,132
.	.	28	0,000	0,016	35,269	0,162
*	*	29	-0,148	-0,146	45,051	0,029
. *	. *	30	0,120	0,089	51,492	0,009
.	.	31	0,019	0,026	51,654	0,011
.	.	32	0,072	0,072	53,996	0,009
. *	. *	33	0,106	0,076	59,093	0,003
*	.	34	-0,115	-0,041	65,137	0,001
.	.	35	0,006	0,008	65,154	0,001
.	.	36	-0,043	-0,048	65,989	0,002

Tabela 4.6 - Correlograma para as rendibilidades de quinta-feira do índice S&P500 entre 2016 e 2023

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
. *	. *	1	0,108	0,108	4,892	0,027
.	.	2	-0,029	-0,041	5,234	0,073
.	.	3	-0,052	-0,045	6,382	0,094
*	*	4	-0,090	-0,082	9,817	0,044
.	.	5	-0,063	-0,049	11,513	0,042
.	.	6	-0,007	-0,003	11,531	0,073
.	.	7	-0,002	-0,013	11,532	0,117
.	.	8	-0,049	-0,061	12,531	0,129
.	.	9	-0,035	-0,035	13,046	0,161
*	*	10	-0,093	-0,097	16,738	0,080
.	.	11	-0,019	-0,010	16,889	0,111
.	.	12	0,053	0,036	18,083	0,113
. *	. *	13	0,167	0,142	30,101	0,005
.	.	14	0,004	-0,046	30,108	0,007
.	.	15	0,026	0,033	30,408	0,011
.	.	16	-0,038	-0,034	31,040	0,013
*	*	17	-0,099	-0,069	35,263	0,006
.	.	18	0,024	0,048	35,518	0,008
.	.	19	0,038	0,024	36,156	0,010
.	.	20	0,053	0,041	37,383	0,011
*	*	21	-0,100	-0,114	41,778	0,004
.	.	22	-0,036	-0,003	42,355	0,006
.	.	23	-0,064	-0,032	44,175	0,005
.	.	24	0,026	0,038	44,473	0,007
.	.	25	0,036	0,001	45,051	0,008
.	.	26	0,058	0,015	46,524	0,008
.	.	27	-0,036	-0,064	47,086	0,010
.	.	28	0,047	0,063	48,084	0,010
.	.	29	-0,026	-0,021	48,390	0,013
.	.	30	-0,046	-0,007	49,349	0,014
. *	.	31	0,077	0,051	52,026	0,010
.	.	32	0,016	-0,008	52,147	0,014
.	.	33	0,010	-0,007	52,189	0,018
*	*	34	-0,128	-0,107	59,607	0,004
.	.	35	0,001	0,049	59,607	0,006
.	.	36	-0,056	-0,036	61,053	0,006

Tabela 4.7 - Correlograma para as rendibilidades de sexta-feira do índice S&P500 entre 2016 e 2023

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
.	.	1	-0,018	-0,018	0,142	0,706
*	*	2	-0,113	-0,114	5,517	0,063
*	*	3	-0,072	-0,077	7,666	0,053
.	.	4	-0,006	-0,023	7,681	0,104
.	.	5	-0,007	-0,025	7,699	0,174
.	.	6	0,042	0,033	8,461	0,206
.	.	7	0,018	0,014	8,593	0,283
.	.	8	0,001	0,008	8,593	0,378
*	*	9	-0,122	-0,115	14,917	0,093
.	*	10	-0,063	-0,068	16,598	0,084
.	.	11	0,003	-0,028	16,601	0,120
.	.	12	0,051	0,018	17,721	0,124
.	.	13	-0,015	-0,029	17,813	0,165
.	.	14	-0,023	-0,024	18,037	0,205
*	*	15	-0,135	-0,136	25,874	0,039
.	.	16	-0,028	-0,043	26,212	0,051
.	*	17	0,144	0,115	35,257	0,006
.	.	18	0,014	-0,020	35,339	0,009
.	.	19	-0,061	-0,060	36,938	0,008
.	.	20	-0,016	-0,019	37,049	0,012
.	.	21	-0,056	-0,060	38,422	0,011
.	.	22	0,041	0,035	39,160	0,014
.	*	23	0,099	0,080	43,434	0,006
.	.	24	0,014	-0,021	43,524	0,009
.	.	25	-0,022	-0,029	43,747	0,012
.	.	26	-0,011	0,020	43,804	0,016
.	.	27	-0,010	0,016	43,845	0,021
.	.	28	0,067	0,062	45,862	0,018
*	*	29	-0,102	-0,137	50,529	0,008
.	.	30	-0,017	-0,052	50,658	0,011
.	.	31	0,048	0,035	51,695	0,011
.	.	32	0,013	0,059	51,771	0,015
.	.	33	-0,026	0,004	52,084	0,019
.	.	34	-0,015	-0,065	52,188	0,024
.	.	35	0,047	0,032	53,206	0,025
.	.	36	-0,064	-0,059	55,081	0,022

Como se pode verificar, para a segunda-feira, a probabilidade para os valores relevantes é muito próxima de zero, o que leva à rejeição da hipótese nula, e à consideração de que para este dia existe autocorrelação na série. Para os restantes dias, a probabilidade que resulta para os valores estatisticamente relevantes não é próxima de zero, portanto não se rejeita a hipótese nula, e considera-se que as séries para a terça, quarta, quinta e sexta-feira são livres de autocorrelação.

O teste de Breusch-Godfrey é uma extensão do teste de Ljung-Box, igualmente desenhado para testar a autocorrelação dos resíduos em modelos de regressão com séries cronológicas (Breusch, 1978, Godfrey, 1978). É contruído a partir do multiplicador de *Lagrange* e incorpora operadores de desfasamento (*lags*) adicionais na variável dependente incluindo-os como regressões no modelo.

A hipótese nula do teste BG é:

$$H_0 = \text{Não existe autocorrelação.}$$

A tabela 4.8 apresenta os resultados obtidos através da aplicação do teste BG. Os níveis de significância estatística utilizados no teste são igualmente os de 1% (**) e de 5% (*).

Uma vez que apenas a segunda-feira apresenta valores estatisticamente relevantes, verifica-se um resultado coincidente ao obtido com o teste JB, ou seja, rejeição da H_0 para a segunda-feira, e confirmação da H_0 para os restantes dias da semana.

Tabela 4.8 - Resultados do teste BG para a ausência de autocorrelação nas rendibilidades diárias do S&P500 durante o período de 2016 a 2023.

Teste Breusch-Godfrey	Estatística F	Estatística χ^2
Segunda-feira	3,387158**	32,09830**
Terça-feira	1,430518	14,19188
Quarta-feira	1,709114	16,84333
Quinta-feira	1,621663	16,01483
Sexta-feira	1,646705	16,25243

Notas: ** Denota um nível de significância de 1%.

O pressuposto da ausência de autocorrelação é confirmado para os dados de todos os dias da semana com exceção da segunda-feira. A presença de autocorrelação para o dia de segunda-feira terá de ser ajustada com recurso a um modelo autoregressivo (AR) apenas para este dia, a fim de capturar a dependência linear.

4.3.3 Análise dos resíduos do modelo $AR(p)$

Uma vez que a série das rendibilidades das segundas-feiras apresenta autocorrelação, o pressuposto para utilização do modelo de GARCH não é observado. Por esta razão, é necessário recorrer a uma forma de contornar esta limitação. Para ultrapassar a situação torna-se necessário ajustar um modelo autoregressivo – $AR(1)$, no sentido de remover qualquer tipo de autocorrelação. Com base no primeiro correlograma, tabela 4.3., e analisando a função de autocorrelação e de autocorrelação parcial, opta-se por um modelo $AR(1)$ para capturar a autocorrelação presente nos dados.

O modelo $AR(1)$ é dado pela equação:

$$R_t = \mu_0 + \phi_1 R_{t-1} + \varepsilon_t$$

Para verificar se o modelo AR(1) foi suficiente para capturar a autocorrelação presente nos dados volta-se a estimar o modelo AR(2) e, caso já não exista autocorrelação na totalidade dos resíduos, pode considerar-se que o parâmetro da autocorrelação para o modelo fica validado. Para voltar a estimar AR(2), utiliza-se novamente o teste de Ljung-Box e o teste de Breusch-Godfrey.

A tabela 4.9 apresenta os resultados obtidos para a aplicação do teste de Ljung-Box nos dados de segunda-feira já corrigidos de autocorrelação. Verifica-se que não se rejeita a hipótese nula, de inexistência de autocorrelação, pois os valores estatisticamente significativos já não têm probabilidades próximo de zero. A confirmação do resultado pelo teste Breusch-Godfrey encontra-se na tabela 4.10, onde os valores obtidos não são estatisticamente significativos, logo não se rejeita H_0 , e aceita-se que a série não exhibe autocorrelação.

Os dois testes permitem concluir que o modelo AR(2) usado foi suficiente para capturar a autocorrelação dos dados. Desta forma, cumpre-se com o segundo pressuposto necessário à utilização do modelo GARCH.

Tabela 4.9 - Correlograma para as rendibilidades de segunda-feira com elemento autoregressivo

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
.	.	1	-0,014	-0,014	0,083	0,774
.	.	2	0,011	0,011	0,136	0,934
.	.	3	-0,058	-0,057	1,529	0,676
.	.	4	-0,027	-0,029	1,832	0,767
.*	.*	5	0,086	0,087	4,917	0,426
.	.	6	-0,043	-0,044	5,698	0,458
.	.	7	-0,010	-0,017	5,742	0,570
.	.	8	0,048	0,059	6,721	0,567
.	.	9	-0,057	-0,058	8,110	0,523
.	.	10	-0,029	-0,044	8,460	0,584
.	.	11	-0,020	-0,005	8,630	0,656
.	.	12	0,029	0,026	8,994	0,703
.	*.	13	-0,054	-0,073	10,251	0,673
.	.	14	-0,006	0,004	10,266	0,743
.	.	15	-0,013	-0,005	10,336	0,798
.	.	16	-0,044	-0,059	11,159	0,800
.	.	17	0,052	0,049	12,344	0,779
.	.	18	-0,039	-0,024	13,017	0,791
.	*.	19	-0,063	-0,084	14,736	0,739
.	.	20	0,052	0,053	15,906	0,722
.	.	21	-0,039	-0,021	16,582	0,736
.	.	22	0,031	-0,004	17,010	0,763
.	.	23	-0,051	-0,040	18,139	0,750
.	.	24	0,026	0,039	18,433	0,782
.	.	25	0,066	0,042	20,346	0,728
.	.	26	0,016	0,019	20,458	0,769
.	.	27	0,013	0,019	20,533	0,808
.	.	28	0,003	0,004	20,536	0,844
*.	*.	29	-0,083	-0,098	23,614	0,748
.	.	30	-0,042	-0,043	24,404	0,753
.	.*	31	0,058	0,074	25,936	0,724
.*	.*	32	0,149	0,127	35,944	0,289
.	.	33	0,006	0,001	35,961	0,332
.	.	34	-0,055	-0,048	37,345	0,318
.	.	35	-0,052	-0,028	38,589	0,311
.	.	36	-0,005	-0,011	38,600	0,353

Tabela 4.10 - Estatísticas obtidas no teste Breusch-Godfrey para a segunda-feira

Teste Breusch-Godfrey	Estatística F	Estatística χ^2
Segunda-feira	1,031781	10,38542

4.3.4 Heterocedasticidade

A observação de *clusters* na volatilidade, indicada por uma série cronológica, está associada à presença de heterocedasticidade. Esta característica, oposta à homocedasticidade, significa que existe variância desigual ou condicionada (σ_i^2) nos resíduos e pode surgir, por exemplo, quando existem dados cujos valores sobressaem de forma expressiva relativamente ao conjunto da amostra (Gujarati, 2011). A heterocedasticidade condicionada é um pressuposto do modelo GARCH, e como tal, é necessário discriminar a presença deste fenómeno nos dados em estudo. Apenas faz

sentido usar este modelo se a série cronológica da volatilidade dos preços tiver heterocedasticidade condicionada.

Os testes utilizados para testar a sua presença são o *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity-Lagrange Multiplier (ARCH-LM)* de Engle (1982) e o teste de McLeod e Li (1983), também conhecido por teste *LM-ARCH*. O teste *ARCH-LM* testa os resíduos quadrados do modelo de regressão com *lags* e obedece a uma distribuição qui-quadrado. O teste *LM-ARCH* é uma modificação do modelo anterior, e inclui um *lag* adicional no modelo de regressão. Ao adicionar um *lag* o teste procura potencializar a autocorrelação nos resíduos da série, melhorando a detecção de heterocedasticidade condicionada.

Para ambos os testes em uso a hipótese nula é:

H_0 : Não existe heterocedasticidade.

A tabela 4.9 apresenta os resultados obtidos através da aplicação do teste ARCH-LM. O nível de significância estatística aplicado é de 1% e 5%. Para todos os dias da semana, os valores são estatisticamente significativos a um nível de 1%. Este resultado significa que se rejeita a hipótese nula de que não há heterocedasticidade e, portanto, admite-se que existe heterocedasticidade condicionada para todos os dias da semana.

Tabela 4.11 - Resultados do teste à ausência de heterocedasticidade nos resíduos dos modelos obtidas no teste ARCH-LM para o S&P500 durante o período entre 2016 e 2023

Teste ARCH-LM	Estatística <i>F</i>	Estatística χ^2
Segunda-feira	11,06446**	88,75387**
Terça-feira	9,505298**	78,68286**
Quarta-feira	12,60786**	98,12722**
Quinta-feira	6,840400**	59,89375**
Sexta-feira	3,637029**	34,22127**

Notas: Para calcular o valor do teste do Qui-quadrado utilizaram-se dez desfasamentos, equivalentes aos graus de liberdade. ** Denota um nível de significância de 1%.

As tabelas 4.10 a 4.14 apresentam os resultados obtidos a partir da aplicação do teste McLeod e Li. Como se observa todos os valores são estatisticamente significativos, logo rejeita-se a hipótese nula para todos os dias da semana. Admite-se, portanto, que existe heterocedasticidade nas séries cronológicas, o que valida a utilização de modelos ARCH nestes dados.

Tabela 4.12 - Correlograma do quadrado dos resíduos do modelo aplicado às rendibilidades de segunda-feira do índice S&P500 entre 2016 e 2023

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
.***	.***	1	0,383	0,383	61,107	0,000
.*	.	2	0,181	0,040	74,769	0,000
.**	.**	3	0,284	0,238	108,680	0,000
.*	*.	4	0,078	-0,133	111,220	0,000
.	.	5	0,035	0,024	111,720	0,000
.	.	6	0,031	-0,055	112,130	0,000
.	.	7	0,001	0,028	112,130	0,000
.	.	8	-0,015	-0,032	112,230	0,000
.	.	9	0,032	0,069	112,670	0,000
.	.	10	0,003	-0,039	112,670	0,000
.	.	11	-0,012	0,010	112,740	0,000
.	.	12	-0,009	-0,040	112,770	0,000
.	.	13	-0,014	0,015	112,850	0,000
.	.	14	-0,011	-0,011	112,900	0,000
.	.	15	-0,006	0,017	112,920	0,000
.	.	16	-0,009	-0,015	112,960	0,000
.	.	17	-0,016	-0,003	113,070	0,000
.	.	18	-0,014	-0,015	113,160	0,000
.	.	19	-0,014	0,001	113,240	0,000
.	.	20	-0,014	-0,006	113,330	0,000
.	.	21	-0,016	-0,002	113,440	0,000
.	.	22	-0,019	-0,012	113,610	0,000
.	.	23	-0,014	0,002	113,690	0,000
.	.	24	-0,016	-0,011	113,800	0,000
.	.	25	-0,008	0,010	113,830	0,000
.	.	26	-0,007	-0,007	113,850	0,000
.	.	27	-0,008	0,003	113,880	0,000
.	.	28	-0,001	-0,001	113,880	0,000
.	.	29	0,014	0,022	113,970	0,000
.	.	30	0,015	0,003	114,070	0,000
.	.	31	0,022	0,019	114,290	0,000
.	.	32	0,051	0,033	115,440	0,000
.	.	33	0,000	-0,044	115,440	0,000
.	.	34	-0,008	-0,006	115,470	0,000
.	.	35	-0,001	-0,020	115,470	0,000
.	.	36	-0,017	0,006	115,610	0,000

Tabela 4.13 - Correlograma do quadrado dos resíduos do modelo aplicado às rendibilidades de terça-feira do índice S&P500 entre 2016 e 2023

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
.****	.****	1	0,408	0,408	69,313	0,000
.***	.**	2	0,238	0,086	92,987	0,000
.**	.*	3	0,199	0,091	109,650	0,000
.*	.*	4	0,185	0,076	124,040	0,000
.	*.	5	0,042	-0,098	124,780	0,000
.	.	6	0,023	-0,003	124,990	0,000
.	.	7	0,055	0,042	126,270	0,000
.	.	8	0,031	-0,008	126,680	0,000
.	.	9	-0,003	-0,012	126,690	0,000
.	.	10	-0,012	-0,018	126,750	0,000
.	.	11	-0,003	-0,004	126,760	0,000
.	.	12	0,012	0,027	126,820	0,000
.	.	13	-0,022	-0,031	127,030	0,000
.	.	14	-0,005	0,013	127,040	0,000
.	.	15	-0,013	-0,017	127,110	0,000
.	.	16	-0,009	0,000	127,150	0,000
.	.	17	-0,016	-0,002	127,260	0,000
.	.	18	-0,025	-0,020	127,530	0,000
.	.	19	-0,034	-0,020	128,030	0,000
.	.	20	0,009	0,043	128,060	0,000
.	.	21	-0,018	-0,029	128,200	0,000
.	.	22	-0,018	0,000	128,340	0,000
.	.	23	0,004	0,019	128,350	0,000
.	.	24	0,021	0,011	128,540	0,000
.	.	25	-0,005	-0,011	128,550	0,000
.	.	26	0,001	0,004	128,550	0,000
.	.	27	-0,022	-0,039	128,770	0,000
.	.	28	0,001	0,021	128,770	0,000
.	.	29	-0,002	0,004	128,780	0,000
.	.	30	-0,011	-0,012	128,830	0,000
.	.	31	-0,013	-0,002	128,910	0,000
.	.	32	0,026	0,034	129,230	0,000
.	.	33	0,001	-0,017	129,230	0,000
.	.	34	-0,022	-0,022	129,440	0,000
.	.	35	-0,007	0,006	129,460	0,000
.	.	36	-0,004	-0,010	129,470	0,000

Tabela 4.14 - Correlograma do quadrado dos resíduos do modelo aplicado às rendibilidades de quarta-feira do índice S&P500 entre 2016 e 2023

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
.****	.****	1	0,415	0,415	71,686	0,000
.****	.***	2	0,393	0,267	136,380	0,000
.***	.	3	0,267	0,048	166,260	0,000
.***	.	4	0,239	0,054	190,180	0,000
.**	.	5	0,130	-0,050	197,260	0,000
.*	.	6	0,106	-0,010	201,970	0,000
.*	.	7	0,076	0,010	204,440	0,000
.	.	8	0,060	0,005	205,950	0,000
.	.	9	0,051	0,016	207,060	0,000
.	.	10	0,070	0,042	209,130	0,000
.	.	11	0,036	-0,018	209,700	0,000
.	.	12	0,062	0,030	211,360	0,000
.	*.	13	-0,008	-0,066	211,380	0,000
.	.	14	0,007	-0,011	211,410	0,000
.	.	15	0,005	0,021	211,420	0,000
.	.	16	-0,004	-0,011	211,430	0,000
.	.	17	-0,041	-0,042	212,170	0,000
.	.	18	0,003	0,038	212,180	0,000
.	.	19	0,007	0,024	212,200	0,000
.	.	20	-0,031	-0,051	212,630	0,000
.	.	21	-0,005	0,015	212,640	0,000
.	.	22	0,012	0,025	212,700	0,000
.	.	23	0,001	-0,003	212,700	0,000
.	.	24	0,048	0,060	213,710	0,000
.	.	25	0,045	0,021	214,620	0,000
.	.	26	0,033	-0,021	215,090	0,000
.	.	27	0,057	0,035	216,550	0,000
.	.	28	0,063	0,021	218,330	0,000
.	.	29	0,081	0,040	221,300	0,000
.*	.*	30	0,123	0,077	228,060	0,000
.	.	31	0,061	-0,053	229,740	0,000
.	.	32	0,048	-0,027	230,800	0,000
.*	.*	33	0,146	0,138	240,390	0,000
.*	.	34	0,085	-0,028	243,660	0,000
.	*.	35	0,004	-0,111	243,670	0,000
.	*.	36	-0,041	-0,082	244,450	0,000

Tabela 4.15 - Correlograma do quadrado dos resíduos do modelo aplicado às rendibilidades de quinta-feira do índice S&P500 entre 2016 e 2023

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
. *	. *	1	0,098	0,098	3,972	0,046
. ***	. ***	2	0,368	0,362	60,469	0,000
. .	. .	3	0,041	-0,020	61,180	0,000
. .	. *	4	0,054	-0,094	62,385	0,000
. .	. .	5	0,004	-0,002	62,392	0,000
. .	. .	6	0,010	0,028	62,436	0,000
. .	. .	7	-0,010	-0,010	62,477	0,000
. .	. .	8	-0,012	-0,023	62,542	0,000
. .	. .	9	-0,009	0,000	62,574	0,000
. .	. .	10	-0,003	0,012	62,578	0,000
. *	. *	11	0,077	0,094	65,114	0,000
. .	. .	12	0,012	-0,003	65,173	0,000
. **	. *	13	0,236	0,202	89,024	0,000
. .	. .	14	-0,003	-0,046	89,028	0,000
. .	. *	15	0,031	-0,152	89,437	0,000
. .	. .	16	-0,020	-0,001	89,607	0,000
. .	. .	17	-0,011	0,052	89,657	0,000
. .	. .	18	-0,016	-0,004	89,773	0,000
. .	. .	19	-0,017	-0,034	89,902	0,000
. .	. .	20	-0,028	-0,017	90,234	0,000
. .	. .	21	0,007	0,043	90,257	0,000
. .	. .	22	-0,008	0,012	90,284	0,000
. .	. .	23	0,013	-0,009	90,353	0,000
. .	. .	24	-0,013	-0,048	90,425	0,000
. .	. *	25	0,061	0,077	92,059	0,000
. .	. .	26	0,007	-0,038	92,080	0,000
. .	. .	27	0,032	-0,008	92,525	0,000
. .	. .	28	0,000	0,042	92,525	0,000
. .	. .	29	-0,014	-0,021	92,616	0,000
. .	. .	30	-0,015	-0,035	92,715	0,000
. .	. .	31	-0,001	0,020	92,715	0,000
. .	. .	32	-0,006	0,023	92,732	0,000
. .	. .	33	-0,004	-0,001	92,738	0,000
. .	. .	34	0,007	-0,015	92,760	0,000
. .	. .	35	-0,013	-0,020	92,833	0,000
. .	. .	36	-0,022	-0,025	93,061	0,000

Tabela 4.16 - Correlograma do quadrado dos resíduos do modelo aplicado às rendibilidades de sexta-feira do índice S&P500 entre 2016 e 2023

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
. **	. **	1	0,255	0,255	27,193	0,000
. *	. *	2	0,165	0,107	38,632	0,000
. .	. .	3	0,033	-0,034	39,095	0,000
. .	. .	4	0,022	0,004	39,293	0,000
. .	. .	5	0,064	0,065	41,010	0,000
. *	. .	6	0,075	0,048	43,361	0,000
. *	. .	7	0,087	0,046	46,539	0,000
. .	. .	8	0,029	-0,017	46,901	0,000
. .	. .	9	0,000	-0,021	46,901	0,000
. .	. .	10	-0,012	-0,010	46,965	0,000
. .	. .	11	0,016	0,022	47,076	0,000
. .	. .	12	0,039	0,027	47,730	0,000
. .	. .	13	0,018	-0,010	47,876	0,000
. .	. .	14	-0,014	-0,031	47,955	0,000
. .	. .	15	0,054	0,072	49,203	0,000
. .	. .	16	-0,029	-0,052	49,577	0,000
. .	. .	17	0,010	0,009	49,622	0,000
. .	. .	18	-0,018	-0,019	49,769	0,000
. .	. .	19	0,013	0,018	49,841	0,000
. .	. .	20	-0,022	-0,030	50,050	0,000
. .	. .	21	-0,005	0,005	50,060	0,000
. .	. .	22	-0,012	-0,010	50,129	0,001
. .	. .	23	0,001	0,011	50,129	0,001
. .	. .	24	-0,015	-0,018	50,223	0,001
. .	. .	25	-0,022	-0,013	50,444	0,002
. .	. .	26	-0,025	-0,015	50,713	0,003
. .	. .	27	-0,020	-0,006	50,890	0,004
. .	. .	28	-0,008	0,004	50,921	0,005
. .	. .	29	0,032	0,046	51,388	0,006
. .	. .	30	0,037	0,016	52,004	0,008
. .	. .	31	-0,013	-0,029	52,076	0,010
. .	. .	32	-0,017	-0,014	52,211	0,013
. .	. .	33	-0,011	0,014	52,264	0,018
. .	. .	34	-0,018	-0,023	52,418	0,023
. .	. .	35	-0,016	-0,011	52,539	0,029
. .	. .	36	-0,006	-0,005	52,558	0,037

4.3.5 Estimação do modelo AR(p)-GARCH(p,q)

Tendo-se optado por um modelo de GARCH(1,1), já que todos os seus pressupostos foram validados, optou-se por uma estimação do modelo com recurso à distribuição *t* de Student. A escolha parte da observação prévia de que os dados seguem uma distribuição com caudas pesadas ou *fat tails*, evidenciadas nos valores elevados de curtose.

Tabela 4.17 - Resultados do modelos AR(1)-GARH(1,1) para as rendibilidades do índice S&P500

Equação média (3.1)		Equação Variância (3.2)	
$\hat{\mu}_0$	1,099264**	$\hat{\omega}$	0,038884**
$\hat{\phi}_1$	- 0,069371**	$\hat{\alpha}$	0,238372**
$\hat{\lambda}_1$	-0,992764**	$\hat{\beta}$	0,740848**
$\hat{\lambda}_2$	-1,075124**	$\hat{\delta}_1$	-0,072791**
$\hat{\lambda}_3$	-1,068887**	$\hat{\delta}_2$	-0,031538**
$\hat{\lambda}_4$	-1,05764**	$\hat{\delta}_3$	-0,01112
		$\hat{\delta}_4$	-0,038424**

Notas: ** denota um nível de significância estatística de 1%.

Na tabela 4.17 apresentam-se os resultados das estimativas do modelo. Na equação da variância (3.2), verifica-se que todos os coeficientes são estatisticamente significativos a 1%, à exceção da variável *dummy* da quarta-feira ($\hat{\delta}_3$). A variável da quarta-feira não é estatisticamente significativa indicando que não há efeito deste dia na volatilidade condicionada. Para a equação da média (3.1) existem efeitos do dia da semana sobre as rendibilidades para todas os dias, já que todos os valores na equação $\hat{\lambda}_1$ são estatisticamente significativos. Verifica-se que o efeito de segunda-feira é o mais pronunciado quer nas rendibilidades, equação (3.2), quer na variância, equação (3.1), pois é o que apresenta maiores valores quando comparado com os outros dias da semana. Para evitar o efeito da multicolinearidade retirou-se a sexta-feira do modelo, sendo que o seu valor é calculado a partir da constante. Sendo assim, o efeito deste dia na volatilidade condicionada é de 0,038884.

Deve acrescentar-se que os coeficientes do modelo de GARCH ($\hat{\mu}_0$, $\hat{\alpha}$, $\hat{\beta}$) são todos positivos o que está de acordo com a teoria, demonstrando a existência de clusters na volatilidade. A evidência de os valores de $\hat{\alpha}$ e $\hat{\beta}$ estimados para a equação

(3.2) serem aproximadamente 1 sugere efeitos de persistência na volatilidade das rendibilidades dos dias da semana do índice, ou seja, homocedasticidade.

Para verificar se o modelo acima descrito capturou os efeitos ARCH apresentam-se de seguida os resultados do teste ARCH-LM aos resíduos bem como o correlograma do quadrado dos resíduos.

Tabela 4.18 - Correlograma dos resíduos do modelo AR(1)-GARCH(1,1)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0,034	0,034	2,4214	0,12
		2	-0,003	-0,005	2,4463	0,294
		3	-0,014	-0,013	2,8372	0,417
		4	-0,016	-0,015	3,3499	0,501
		5	-0,02	-0,019	4,1689	0,525
		6	-0,022	-0,021	5,1741	0,522
		7	-0,002	-0,001	5,1835	0,638
		8	-0,014	-0,015	5,6128	0,691
		9	0,033	0,033	7,6825	0,546
		10	-0,007	-0,011	7,9918	0,63
		11	-0,003	-0,003	8,0064	0,713
		12	-0,002	-0,002	8,0141	0,784
		13	-0,05	-0,05	13,294	0,425
		14	0,006	0,01	13,376	0,497
		15	-0,014	-0,014	13,793	0,541
		16	-0,014	-0,015	14,208	0,583
		17	-0,014	-0,013	14,606	0,624
		18	0,025	0,022	15,861	0,602
		19	-0,012	-0,016	16,158	0,647
		20	0,01	0,01	16,369	0,693
		21	0,009	0,006	16,544	0,738
		22	0,006	0,008	16,622	0,784
		23	-0,035	-0,037	19,135	0,693
		24	-0,03	-0,026	21,009	0,638
		25	-0,013	-0,011	21,372	0,672
		26	-0,022	-0,023	22,365	0,669
		27	-0,032	-0,034	24,554	0,599
		28	0,019	0,019	25,293	0,612
		29	0,017	0,011	25,925	0,63
		30	-0,001	-0,006	25,926	0,679
		31	-0,019	-0,02	26,681	0,688
		32	0,008	0,007	26,809	0,727
		33	-0,023	-0,022	27,879	0,72
		34	0	0,002	27,879	0,761
		35	0,014	0,015	28,288	0,782
		36	0,014	0,01	28,687	0,802

Os valores apresentados pelo correlograma não são estatisticamente significativos a 1 ou 5%, o que demonstra que não há efeitos de heterocedasticidade condicionada nos resíduos, ou seja, foram capturados pelo modelo usado. Para confirmar os resultados obtidos realiza-se o teste ARCH-LM aos resíduos do modelo, que corrobora as conclusões.

Tabela 4.19 - Teste ARCH-LM aplicado aos resíduos dos modelos AR(1)-GARCH(1,1)

Teste ARCH-LM	Estatística F	Estatística χ^2
Resíduos modelo	0,742183	7,434754

Notas: Para calcular o valor do teste utilizaram-se 10 desfasamentos. **Denota um nível de significância de 1%.

Os valores do teste ARCH-LM não são estatisticamente significativos, não permitindo rejeitar a hipótese nula de inexistência de heterocedasticidade. Conclui-se pela inexistência deste fenómeno e, portanto, este modelo, conseguiu capturar este fenómeno, justificando-se desta forma a necessidade de um modelo de heterocedasticidade condicionada.

5 Conclusão

O presente trabalho teve como principal objetivo verificar a presença do efeito do dia da semana no índice S&P 500 durante o período de 11 de janeiro de 2016 a 15 de dezembro de 2023. A escolha deste índice prende-se com o fato de este ser aquele que melhor representa o mercado financeiro global, podendo assim dar uma imagem do comportamento esperado nos mercados que dele dependem.

O efeito do dia da semana é considerado um tipo de anomalia de calendário que considera cada dia útil da semana e o seu impacto nos preços de um ativo aberto para negociação. A importância do estudo desta ou outras anomalias de calendário prende-se com a possibilidade de refutar a forma semiforte da Hipótese de Mercado Eficiente, segundo a qual o mercado é de tal forma eficiente que não permite que se obtenham ganhos extraordinários apenas a partir do conhecimento de notícias tornadas públicas.

A fim de estudar a anomalia escolhida foi recolhida a série cronológica de preços do índice relativa ao período em estudo, que por sua vez foi transformada em rendibilidades e volatilidades para posterior modelação financeira. A opção do modelo aplicado recaiu sobre um modelo de tipo GARCH (1,1) por ser este o que melhor se adequa à representação de uma série cronológica financeira.

Verificou-se que a volatilidade na série recolhida apresenta grupos homogêneos de maiores volatilidades seguidos de grupos com menores volatilidades, também conhecidos por *clusters*. A deteção destes agrupamentos é característica em séries financeiras, sendo por isso normal que se aplique um modelo que seja capaz de modelar estas estruturas. O modelo de tipo GARCH (1,1) é o mais adequado no sentido que contém o elemento de volatilidade condicionada, ou seja, uma volatilidade onde os resíduos possuam a característica de heterocedasticidade.

Durante a verificação dos pressupostos do modelo foi detetada a presença de autocorrelação para o dia de segunda-feira. Por esta razão foi necessário adicionar um elemento autoregressivo apenas para este dia, permitindo contornar os resultados iniciais.

A estimação dos coeficientes do modelo mostrou que todos eram estatisticamente significativos exceto o coeficiente relativo à quarta-feira para a equação da volatilidade condicionada. Esta observação permitiu reconhecer que o índice S&P 500 apresenta

efeito do dia da semana na volatilidade das rendibilidades para todos os dias exceto para a quarta-feira. Igualmente, pelos valores mais acentuados dos coeficientes para a sexta-feira e menores para a segunda-feira, pode supor-se que o efeito do fim de semana também se encontra presente.

A presença do efeito do dia da semana e do efeito do fim de semana no índice S&P 500 nos últimos 8 anos permite-nos concluir que ainda existem algumas situações onde o mercado não é completamente eficiente, refutando a HME. As explicações mais atuais sobre o tema baseiam-se no *mood* dos investidores à segunda-feira ou nas tendências de investimento que diferenciam investidores individuais e investidores institucionais. No entanto, para testar estas hipóteses explicativas, supõem-se que os estudos combinem entre si resultados econométricos e estatísticas do âmbito da psicologia ou da sociologia. Este é um possível caminho para futuras investigações sobre o tema do efeito do dia da semana.

Referências Bibliográficas

- ABRAHAM, A., IKENBERRY, D.L. (1994). The individual Investor and the Weekend Effect. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2(29), 263-277.
- ALI, F., ÜLKÜ, N. (2020). Weekday seasonality of stock returns: The contrary case of China. *Journal of Asian Economics*, 68, 101201.
- BACHELIER, L. (1900). Théorie de la spéculation. *Annales scientifiques de l'École Normale Supérieure*, 3(17), 21-86.
- BASSIOUNY, A., KIRYAKOS, M., TOOMA, E. (2023). Examining the adaptive market hypothesis with calendar effects: International evidence and the impact of COVID-19. *Global Finance Journal*, 56(100777), 1-16.
- BIRRU, J. (2018). Day of the week and the cross-section of returns, *Journal of Financial Economics*, 130, 182-214.
- BOLLERSLEV, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- BOX, G. E. P., PIERCE, D. A. (1970). Distribution of Residual Autocorrelations in Autoregressive-Integrated Moving Average Time Series Models. *Journal of the American Statistical Association*, 65(332), 1509-1526.
- BROCKMAN, P., MICHAYLUK, D. (1998). Individual Versus Institutional Investors and the Weekend Effect. *Journal of Economics and Finance*, 1(22), 71-85.
- CAPORALE, G. M., ZAKIROVA, V. (2017). Calendar anomalies in the Russian stock market. *Russian Journal of Economics*, (3), 101-108.
- CHARLES, A. (2010). The day-of-the-week effects on the volatility: The role of the asymmetry. *European Journal of Operational Research*, 202, 134-152.
- CHEN, H., SINGAL, V. (2003). Role of the Speculative Short Sales in Price Formation: The Case of the Weekend Effect. *The Journal of Finance*, 58(2), 685-705.
- CHHABRA, D., GUPTA, M. (2022). Calendar anomalies in commodity markets for natural resources: Evidence from India. *Resources Policy*, 79, 1-17.

- CHIAH, M., ZHONG, A. (2021). Tuesday Blues and the day-of-the-week effect in stock returns. *Journal of Banking & Finance*, 133, 106243.
- COPELAND, T. E., WESTON, J. F. (1988). *Financial Theory and Corporate Policy*. USA: Addison-Wesley
- CROSS, F. (1973). The Behavior of Stock Prices on Fridays and Mondays. *Financial Analysts Journal*, 29(6), 67-69.
- DAMODARAN, A. (1989). The Weekend Effect in Information Releases: A Study of Earnings and Dividend Announcements. *The Review of Financial Studies*, 2(4), 607-623.
- ENGLE, R. F. (1982), Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50, 987-1007.
- FAMA, E. F. (1965). The behavior of stock-market prices. *The journal of Business*, 38(1), 34-105.
- FAMA, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The journal of Finance*, 25(2), 383-417.
- FANG, L., LIN, C., SHAO, Y. (2018). School Holidays and Stock Market Seasonality. *Financial management*, 47(1), 131-157.
- FIELDS, M. J. (1931). Stock prices: a problem in verification. *The Journal of Business of the University of Chicago*, 4(4), 415-418.
- FRAZEE, G. (2018). 6 Factors that fueled the stock market dive in 2018. *PBS News Hour*. <https://www.pbs.org/newshour/economy/making-sense/6-factors-that-fueled-the-stock-market-dive-in-2018>
- FRENCH, K. F. (1980). Stock Returns and the weekend effect. *Journal of Financial Economics*, 8, 55-69.
- GAO, P., HAO J., KALCHEVA, I., MA, T. (2015). Short sales and the weekend effect – Evidence from a natural experiment. *Journal of Financial Markets*, 26, 85-102.
- GIBBONS, M. R., HESS, P. (1981). Day of the Week Effects and Asset Returns. *The Journal of Business*, 54(4), 579-596.
- GIOVANIS, E. (2009). Calendar Effects in Fifty-five Stock Market Indices. *Global Journal of Finance and Management*, 1(2), 75-98.

GOULD, J., YANG, J. W., SINGH, R., YEO, B. (2023). The seasonality of lottery-like stock returns. *International Review of Economics and Finance*, 83, 383-400.

GUJARATI, D. (2011). *Econometrics by example*. USA: McGraw-Hill.

HANSEN, P. R., LUNDE, A. (2005). A Forecast Comparison of Volatility Modelos: Does Anything Beat a Garch(1,1)?. *Journal of Applied Econometrics*, 20 (7), 873-889.

JACOBS, B. I., LEVY, K. N. (1988). Calendar Anomalies: Abnormal Returns at Calendar Turning Points. *Financial Analysts Journal*, 44(6), 28-39.

KEIM, D. B., STAMBAUGH, R. F. (1984). A Further Investigation of the Weekend Effect in Stock Returns. *The Journal of Finance*, 39(3), 819-835.

KIM, K., RYU, D. (2022). Sentiment changes and the Monday effect. *Finance Research Letters*, 47, 101709.

MCLEOD, A. I, LI, W. K. (1983), Diagnostic checking ARMA time series models using squared-residual autocorrelations. *Journal of Time Series Analysis*, 4, 269-273.

MIAO, H. (2021). S&P 500 ends 2021 with a nearly 27% gain, but dips in final trading day. *CNBC*. <https://www.cnbc.com/2021/12/30/stock-market-futures-open-to-close-news.html>

PAITAL, R. R., PANDA, A., K. (2018). Day of the Week and Weekend Effects in the Indian Stock Market. *Theoretical Economics Letters* 8, 2559-2568.

PLASTUN, A., SIBANDE, X., GUPTA, R., WOHAR, M. E. (2019). Rise and fall of calendar anomalies over a century. *North American Journal of Economics and Finance* 49, 181-205.

ROGALSKI, R. J. (1984). New Findings Regarding Day-of-the-Week Returns over Trading and Non-Trading Periods: A Note. *The Journal of Finance* 39(5), 1603-1914.

RYSTROM, D. S., BENSON, E. (1989). Investor Psychology and the Day-of-the-Week Effect. *Financial Analysts Journal* 45(5), 75-78.

SHEHADEH, A. A., ZHENG, M. (2023). Calendar anomalies in stock market returns: Evidence from Middle East countries. *International Review of Economics and Finance* 88, 962-980.

- STEELEY, J. M. (2001). A note on information seasonality and the disappearance of the weekend effect in the UK stock market. *Journal of Banking & Finance* 25, 1941-1956.
- THALER, R. (1987). Seasonal Movements in Security Prices II: Weekend, Holiday, Turn of the Month and Intraday Effects. *Economic Perspectives* 1(1), 169-177.
- URQUHART, A., MCGROARTY, F. (2014). Calendar effects, market conditions and the Adaptive Market Hypothesis: Evidence from long-run U.S data. *International Review of Financial Analysis* (35), 154-166.
- XIONG, X., YONGQIANG, M., XIAO, L., DEHUA, S. (2019). An empirical analysis of the Adaptive Market Hypothesis with calendar effects: Evidence from China. *Finance Research Letters* 31, 321-333.
- YAN, Z., CHENG, L.-Y., ZHAO, Y., HUANG, C.-Y. (2016). Daily short covering activity and the weekend effect: Evidence from Taiwan. *Pacific-Basin Finance Journal* 36, 166-184.
- YUAN, K., ZHENG, L., ZHU, Q. (2006). Are investors moonstruck? Lunar phases and stock returns. *Journal of Empirical Finance* 12, 1-23.
- ZILCA, S., (2017). Day-of-the-week returns and mood: and exterior template approach. *Financial Innovation* 3(30).